



UNIVERSIDADE DA CORUÑA

**TESIS DOCTORAL**

**MODELOS DE SERIES TEMPORALES  
PARA SIMULACIÓN DE PROCESOS  
INDUSTRIALES: APLICACIÓN AL  
DIMENSIONAMIENTO Y CONTROL DE  
SISTEMAS ALTAMENTE VARIABLES**

**Diego Crespo Pereira**

**TUTORES**

**Alejandro García del Valle**

**Adolfo Lamas Rodríguez**

Junio de 2013





# UNIVERSIDADE DA CORUÑA

D. Alejandro García del Valle, catedrático del área de Organización de Empresas del Departamento de Análisis Económico y Administración de Empresas,

D. Adolfo Lamas Martínez, profesor asociado del área de Organización de Empresas del Departamento de Análisis Económico y Administración de Empresas,

## **CERTIFICAN:**

Que la memoria titulada “Modelos de Series Temporales para Simulación de Procesos Industriales: Aplicación al Dimensionamiento y Control de Sistemas Altamente Variables” ha sido realizada por Diego Crespo Pereira bajo nuestra dirección en el Departamento de Ingeniería Industrial II, y constituye la tesis que presenta para optar al grado de Doctor.

Alejandro García del Valle

*Codirector de Tesis*

Adolfo Lamas Rodríguez

*Codirector de Tesis*



## AGRADECIMIENTOS

Deseo agradecer en primer lugar a los dos directores de mi tesis Alejandro García del Valle y Adolfo Lamas Rodríguez por la confianza depositada en mí desde el inicio de mi etapa en la universidad y por todas las orientaciones que me han ayudado a poder llevar a cabo este trabajo.

También deseo agradecer a mis compañeros del Grupo Integrado de Ingeniería por la ayuda proporcionada en múltiples ocasiones. Especialmente, quiero agradecer a David del Río Vilas, Rosa Ríos Prado y Nadia Rego Monteil por ser mis compañeros más cercanos y que han trabajado conmigo en las mismas líneas de investigación sobre las que he desarrollado esta tesis. Deseo expresar mi reconocimiento por el valor de ideas compartidas sobre la simulación de procesos industriales y por todas las publicaciones que hemos logrado como fruto de nuestra colaboración.

Por otro lado, agradezco a mi mujer Ran Chen el apoyo y ánimo proporcionado durante todo el tiempo dedicado a esta tesis. También agradezco a mis padres y familiares por haberme inspirado la inquietud por aprender y por la educación recibida.



## PUBLICACIONES

Barbeito Roibal, Susana Crespo Pereira, Diego, Manuel Martínez Carballo, and Eduardo Guillén Solórzano. 2008. "Estudio Sobre El Desarrollo De Protocolos Familiares En Galicia." *ESTUDIOS DE ECONOMÍA APLICADA* 26: 1–22.

Del Rio Vilas, D., D. Crespo Pereira, A. Lamas Rodriguez, and A Garcia del Valle. 2008. "Simulation-Based Analysis of a Concrete Armour Units Manufacturing Plant for the Construction of a Rubble Mound Breakwater." In *International Workshop on Harbor, Maritime and Multimodal Logistics Modeling and Simulation*, 1–9.

Del Rio Vilas, David, Diego Crespo Pereira, Juan L. Crespo Mariño, and Alejandro Garcia del Valle. 2009. "Modelling and Simulation of a Natural Roofing Slates Manufacturing Plant." In *Proceedings of The International Workshop on Modelling and Applied Simulation*, 232–239.

Crespo Pereira, D., D. del Río Vilas, J. Crespo Mariño, and A. García del Valle. 2009. "A Systematic Heuristic Rules Analysis Methodology for Routing Problems." In *Proceedings of the 2009 IEEE IEEM*, 1244–1248.

Crespo Pereira, Diego, del Río Vilas, David, García del Valle, Alejandro, and Lamas Rodríguez, Adolfo. 2009. "A Hyper-heuristic Approach for Modeling Assignment Prioritization Rules on VRPTW Constructive Heuristic by Neural Networks." In *21st European Modeling and Simulation Symposium*, 118–124.

Rego-Monteil, Nadia, David del Rio Vilas, Diego Crespo Pereira, and Rosa Rios Prado. 2010. "An Overall DHM-based Ergonomic and Operational Assessment of a Manufacturing Task: a Case Study." In *The 10th International Conference on Modeling and Applied Simulation*, 375–382.

Crespo Pereira, Diego, David del Rio Vilas, Rosa Rios Prado, Nadia Rego-Monteil, and Adolfo Lamas Rodriguez. 2011a. "Experimental Manufacturing System For Research And Training On Human-Centred Simulation." In *The 23rd European Modeling and Simulation Symposium*, 400–409.

— — —. 2011b. "A Project-based Teaching Experience for Simulation and Optimization Education." In *Proceedings of the International Conference on European Transnational Education*, 67–71.

Rego Monteil, Nadia, David del Rio Vilas, Diego Crespo Pereira, and Rosa Rios Prado. 2011a. "A SIMULATION-BASED CAPACITY PLANNING MODEL : A CASE STUDY IN A CONTRACT FURNISHING SME." In *The 23rd European Modeling & Simulation Symposium*, 626–634.

— — —. 2011b. "An Overall DHM-Based Ergonomic and Operational Assessment of a Manufacturing Task: A Case Study." In *Proceedings of the 10th International Conference on Modelling and Applied Simulation*, 375–382.

Rios Prado, Rosa, Diego Crespo Pereira, David del Rio Vilas, and Nadia Rego-Monteil. 2011. "GLOGALOG: A Simulation Case of Freight Multimodal Transportation." In *The 13th International Conference on Harbor, Maritime and Multimodal Logistics Modelling and Simulation Proceedings*, 170–178.

Barbeito Roibal, Susana, Arturo Nieto de Almeida, and Diego Crespo Pereira. 2012. "El Efecto Género En La Empresa Familiar." *Boletín Económico De Información Comercial Española*: 45–54.

Crespo Pereira, Diego, David del Río Vilas, Nadia Rego Monteil, and Rosa Rios Prado. 2012. "Simulation and Highly Variable Environments: A Case Study in a Natural Roofing Slates Manufacturing Plant." In *Use Cases of Discrete Event Simulation*, 147–178.

Crespo Pereira, Diego, David del Río Vilas, Nadia Rego Monteil, Rosa Rios Prado, and Alejandro García del Valle. 2012. "Autocorrelation Effects in Manufacturing Systems Performance: A Simulation Analysis." In *Proceedings of the 2012 Winter Simulation Conference (WSC)*, 1–12. IEEE. doi:10.1109/WSC.2012.6465129. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?amumber=6465129>.

Nieto de Almeida, Arturo, Alejandro García del Valle, and Diego Crespo Pereira. 2012. "ELOCONS: UN ALGORITMO DE CONSTRUCCIÓN DE RUTAS EFICIENTE PARA LA PEQUEÑA Y MEDIANA EMPRESA DE DISTRIBUCIÓN." *DYNA INGENIERIA E INDUSTRIA* 87 (2): 1–7. doi:10.6036/4360. <http://www.revistadyna.com/Dyna/cms/articulos/FichaArticulos.asp?IdMenu=10&IdDocumento=4360>.

Rego-Monteil, N., R. Botana Lodeiros, D. Crespo Pereira, D. del Río Vilas, and R. Rios Prado. 2012. "Modelling and Simulation of a Fish Processing Factory Ship." In *Proceedings of the 11th Modelling and Applied Simulation*, 316–325.

Rios Prado, R., D. Crespo Pereira, J.M. Bastida Sardiña, D. del Río Vilas, and N. Rego-Monteil. 2012. "A Parameterized Model of Multimodal Freight Transportation for Maritime Services Optimization." In *The 14th International Conference on Harbor Maritime & Multimodal Modelling and Simulation*, 157–164.

Crespo Pereira, Diego, Alejandro García del Valle, Rosa Rios Prado, David del Río Vilas, and Nadia Rego-Monteil. 2013. "Hybrid Algorithm for the Optimization of Multimodal Freight Transport Services." In *Proceedings of the 2013 Winter Simulation Conference*, (Aceptado para publicación).

Rego-Monteil, Nadia, Diego Crespo Pereira, David del Río Vilas, Rosa Rios Prado, and Alejandro García del Valle. 2013. "Modelling And Simulation Of A Fish Processing Factory Ship." *International Journal of Food Engineering (Selected papers from the "Modelling and Simulation of Food Processing and Operations" workshop (MAS2012 conference))*: (Aceptado para publicación).

Rios Prado, Rosa, Diego Crespo Pereira, David del Río Vilas, Nadia Rego-Monteil, and Alejandro García del Valle. 2013. "A Parameterized Model Of Multimodal Freight Transportation For Maritime Services Optimization." *International Journal of Simulation and Process Modelling (The future of modelling and simulation: Applications in industrial plants, processes and services)*: (Aceptado para publicación).



# ÍNDICE

---

Capítulo 1 .....	11
1.1. Papel de la simulación en Producción.....	11
1.2. Caso de aplicación.....	16
Capítulo 2 .....	18
Capítulo 3 .....	21
3.1. Sistemas de Producción.....	21
3.2. Dimensionamiento de la capacidad .....	22
3.2.1. Dimensionamiento de la capacidad de servidores .....	25
3.2.2. Dimensionamiento de buffers.....	25
3.3. Control de la producción .....	30
3.3.1. Clasificación de sistemas de control .....	30
3.3.2. Sistemas <i>Push</i> .....	32
3.3.3. Sistemas <i>Pull</i> .....	33
3.4. Simulación de procesos industriales .....	36
3.4.1. Usos de la simulación en producción .....	36
3.4.2. Desarrollo de modelos de simulación.....	39
3.4.3. Retos y dificultades en el uso práctico de la simulación .....	42
3.5. Modelado de datos de entrada.....	46
3.5.1. Recopilación y análisis de datos .....	46
3.5.2. Ajuste y selección de distribuciones .....	48
3.5.3. Modelos de series temporales estacionarias con autocorrelación...50	
3.5.4. Efectos de autocorrelación en sistemas productivos .....	54
3.5.5. Series temporales de memoria larga .....	59
3.5.6. El factor humano en la simulación de procesos industriales.....	67
Capítulo 4 .....	70
4.1. Modelización conceptual .....	70
4.2. Estimación de modelos ARTA .....	74
4.2.1. Estimación mediante máxima verosimilitud .....	74

4.2.2. Implementación en R.....	81
4.2.3. Validación de los estimadores con experimentación numérica.....	82
4.3. Autocorrelación en tiempos de ciclo.....	89
4.3.1. Efecto en el dimensionamiento de capacidad.....	92
4.3.2. Efecto en la distribución de buffers.....	97
4.3.3. Efecto sobre el control de producción.....	111
4.4. Variabilidad en Múltiples escalas temporales.....	115
4.4.1. Modelo de variabilidad en dos escalas temporales.....	115
4.4.2. Efectos de autocorrelación en dos escalas temporales.....	119
4.4.3. Relación con el fenómeno de Hurst.....	123
Capítulo 5.....	128
5.1. Descripción del Proceso.....	129
5.2. Modelo Conceptual.....	134
5.2.1. Tasas de producción y parámetros del proceso.....	135
5.2.2. Balances de producto.....	138
5.2.3. Análisis cualitativo de las fuentes de variabilidad e hipótesis asumidas.....	138
5.3. Análisis de datos de Entrada.....	141
5.3.1. Toma de datos.....	142
5.3.2. Ajuste de distribuciones.....	143
5.3.3. Análisis de series temporales.....	146
5.3.4. Análisis de diferencias individuales de los labradores.....	152
5.4. Implementación y validación de modelos.....	157
5.5. Mejora del proceso.....	168
Capítulo 6.....	175
6.1. Resultados relativos a los modelos teóricos investigados.....	177
6.2. Resultados relativos al caso de estudio.....	181
6.3. Futuras líneas de investigación.....	184
Anexo 1.....	187
Índice de Tablas.....	202
Índice de Figuras.....	204

# CAPÍTULO 1

---

## Introducción

### 1.1. PAPEL DE LA SIMULACIÓN EN PRODUCCIÓN

Los incrementos en la productividad proporcionados por el desarrollo tecnológico y los avances en la organización de procesos han sido, desde los inicios de la revolución industrial, un factor clave para la mejora de las condiciones de vida de la sociedad. Cuanto menor sea el coste de la mano de obra para la producción de un bien, más recursos pueden ser destinados a su mejora o a otras actividades de mayor valor. Los cambios en los métodos de producción han estado asociados, sin considerar las complejas relaciones de causalidad involucradas, a importantes cambios sociales. En una fase inicial de la revolución industrial, el trabajo humano era el recurso fundamental de producción, abundante, de bajo coste y baja cualificación. Posteriormente, los avances tecnológicos y la aparición de las líneas de producción con alta especialización en los trabajos, favorecieron la transformación a una sociedad de consumo, con mayor calidad de vida y bienestar, una mayor formación y cualificación en el trabajo y una demanda y exigencias de calidad crecientes por parte de los consumidores. En las últimas décadas, los avances en la automatización de procesos y el fenómeno de la globalización han llevado a que el peso de los sectores de producción industrial en las economías más desarrolladas haya decaído considerablemente. En la actualidad se presenta una gran diversidad en el grado de desarrollo tecnológico de cada sector así como una distribución geográfica muy heterogénea.

En cuanto al fenómeno de la globalización, las enormes diferencias que se encontraban inicialmente entre países en vías de desarrollo y países desarrollados se han ido reduciendo progresivamente. Los sectores productivos de los países emergentes se caracterizaban en el pasado por una reducida capacidad tecnológica y el bajo coste y cualificación de la mano de obra. Actualmente las diferencias tecnológicas han perdido relevancia como factor diferenciador. Por ejemplo, muchas de las empresas tecnológicamente más avanzadas producen mayoritariamente en países en vías de desarrollo, y los costes laborales presentan una lógica tendencia a la homogeneización de acuerdo con la progresiva eliminación de barreras comerciales y la reducción de los costes logísticos. Por otra parte, la globalización de la demanda y las exigencias crecientes en cuanto a calidad, inmediatez, personalización y competitividad en precios de los consumido-

res, han potenciado una fuerte competencia en innovación y una tendencia a la moderación de márgenes en muchos sectores.

Todo ello ha creado nuevos retos para el diseño y mejora de los sistemas de producción. El objetivo fundamental de mejora de la competitividad y maximización de la eficiencia debe de ser compaginado con una operación flexible que permita adaptarse con agilidad a los frecuentes cambios en las condiciones del mercado. Los métodos de organización de la producción deben, en consecuencia, proporcionar herramientas que faciliten el diseño robusto de estos sistemas en un entorno dinámico y fuertemente variable. Además, estos métodos deben recoger adecuadamente la diversidad en los niveles de avance tecnológico y grados de automatización que se encuentran en la práctica.

Uno de los principales retos que se presentan en la organización de la producción es la presencia e interacción de múltiples fuentes de variabilidad que afectan a cualquier actividad productiva. Cambios en las cantidades y características de los productos demandados, en las propiedades de los bienes y servicios que alimentan el proceso, en la disponibilidad y la eficiencia de los recursos empleados, en las operaciones realizadas y procedimientos seguidos y en las circunstancias del entorno en que se desarrolla dicha actividad, requieren de la continua adaptación y mejora de los sistemas de producción con el objetivo de alcanzar y mantener una posición de ventaja competitiva sostenible en el tiempo. Las variaciones en tiempos de ciclo, disponibilidad de máquinas por fallos o en las lógicas de operación, causan pérdidas de capacidad efectiva de un sistema de producción y conducen a la generación de almacenes intermedios con los que amortiguar su impacto negativo. A su vez, la disposición de estos almacenes intermedios conduce al incremento del trabajo en curso y el consiguiente impacto negativo sobre los resultados de la empresa.

Distintas prácticas de producción popularizadas en las últimas décadas (Machuca, Flynn, and Morita 2011), como Lean Manufacturing o Just in Time, proponen diferentes métodos que permiten acotar, reducir o mantener bajo control las diversas fuentes de variabilidad existentes. En Lean Manufacturing, los principios de las 5s actúan de forma directa sobre algunos de los factores causantes de variabilidad y pérdidas de rendimiento mediante la estandarización de procedimientos, la ordenación y limpieza de las zonas de trabajo y asegurando la sostenibilidad de los procesos de mejora organizacional. Objetivos Lean como son la eliminación de despilfarros, la mejora de la calidad y la reducción de tiempos de espera y operaciones que no añadan valor al producto, contribuyen a lograr un proceso sincronizado y ágil en el que las pérdidas de rendimiento causadas por la variabilidad son minimizadas y la respuesta del sistema a cambios en su entorno es más rápida. Just in Time, por su parte, implica el cambio de procesos controlados por lógicas *push* a procesos controlados por lógicas de tipo *pull*. Métodos de control de la producción propuestos en Just in Time, como es el sistema Kanban, ayudan a lograr que sólo se fabrique cuando es necesario mini-

mizando el trabajo en curso. Para lograr la operación Just in Time de manera eficiente hay que limitar el impacto negativo que la variabilidad ejerce sobre el rendimiento, de forma que la operación con búferes reducidos no produzca pérdidas relevantes de capacidad efectiva.

Todas estas técnicas son generalmente útiles para incrementar la eficiencia de un proceso, pero son limitadas porque, en la práctica, siempre se van a dar formas de variabilidad que no serán susceptibles de ser eliminadas de forma factible o económicamente rentable. Por ello, el diseño de un sistema productivo deberá ser robusto a estas formas de variabilidad siendo capaz de operar eficientemente ante las distintas circunstancias que se presenten.

Los métodos cuantitativos desarrollados para el análisis y la mejora de los sistemas de producción hacen amplio uso de modelos probabilísticos que representen el efecto de las fuentes de variabilidad presentes. Con el fin de proporcionar soluciones a estos problemas, se han desarrollado diversas aproximaciones analíticas que buscan relacionar las variables de respuesta del sistema con los modelos estadísticos usados para describir la variación de las variables de entrada al mismo. La naturaleza de estos modelos estadísticos depende de múltiples factores como son la disponibilidad de datos, la complejidad del sistema o los objetivos concretos del análisis. Sin embargo, el tratamiento analítico no es posible o no resulta práctico, salvo en algunos casos teóricos básicos, y por ello se suele acudir a soluciones aproximadas cuya validez en cada caso de aplicación debe ser evaluada. En las aplicaciones a casos reales lo más habitual es el empleo de métodos computacionales. Entre éstos, la simulación de eventos discretos destaca como la herramienta más extendida (Jahangirian et al. 2010) por su natural adecuación al modelado de procesos.

La simulación de eventos discretos es una reconocida herramienta *Lean* para la mejora de procesos gracias a la capacidad que proporciona para modelar sistemas presentes en el mundo empresarial sin las restricciones impuestas por las hipótesis que toda formulación analítica asume. Este tipo de simulación comparte una base común con las técnicas analíticas en tanto que requiere la definición de modelos matemáticos de los elementos del sistema y de sus relaciones. Pero el mecanismo que emplea para la obtención de resultados se diferencia en que, en lugar de obtener relaciones matemáticas entre variables, se recrean mediante computación secuencias de eventos de cambio en los estados del sistema y se muestrean las variables de respuesta de mayor interés. Dichos eventos son generados de acuerdo con las especificaciones establecidas por los modelos matemáticos de los elementos individuales.

Para lograrlo, se debe partir de una definición de los objetivos de análisis que indiquen qué resultados se desea obtener. El proyecto de simulación conlleva entonces una fase inicial de definición de los modelos matemáticos de elementos y relaciones, a partir de la incorporación de conocimiento experto y la obtención

de datos que permitan el ajuste de modelos estadísticos. De esta manera se obtiene un modelo conceptual que es implementado en software y que debe ser verificado para comprobar que no haya errores en su implementación. Seguidamente, este modelo se debe validar para asegurar que las estimaciones de las variables de respuesta son una representación suficientemente fiable del comportamiento del sistema. Un modelo validado puede finalmente ser empleado para experimentación, mediante la cual se obtienen los resultados que dan respuesta a los objetivos del estudio.

Entre las ventajas que proporciona la simulación para la mejora de procesos productivos, destacan las siguientes:

- Capacidad de modelado de sistemas complejos en los que las interacciones entre elementos originan comportamientos del sistema no inmediatamente deducibles a partir del comportamiento de los elementos individuales.
- Posibilidad de evaluación del rendimiento de un sistema bajo situaciones hipotéticas sin necesidad de actuar sobre él.
- Diversidad en los niveles de resolución del modelo que permite aplicar la herramienta a sistemas con diferentes escalas y de acuerdo a diferentes especificaciones de precisión en los resultados.
- Alto grado de introspección y profundidad que se logra en el análisis del sistema, posibilitando que analistas no expertos en un proceso aprendan sobre el mismo y puedan llegar a proporcionar resultados mejores que personal experto del proceso.

La simulación de eventos discretos es una herramienta que ha demostrado su utilidad práctica en múltiples casos y que es empleada por múltiples empresas, consultoras, ingenierías y grupos de investigación desde su expansión en las décadas 1980-1990. Sin embargo su grado de impacto no siempre ha estado a la altura de las expectativas creadas y de las ventajas que se esperan de su uso en los casos reales de aplicación. Una desventaja importante que presenta, especialmente de cara a su empleo en el entorno de las pequeñas y medianas empresas, es el elevado coste de un proyecto de simulación en comparación con otras técnicas de análisis más simples. Este coste no es necesariamente compensado por los retornos generados por las mejoras logradas. Otros factores han sido también señalados como retos a resolver en la aplicación de la simulación. Entre ellos se pueden mencionar las dificultades que a menudo se dan para lograr la correcta comunicación entre expertos del sistema y los desarrolladores del modelo, o la incorporación de lógicas de decisión subjetivas tomadas por personal del proceso que condicionan de manera importante su rendimiento.

Por otro lado, algunos autores y usuarios de simulación han apuntado en sus trabajos a una tendencia a la sobrestimación de capacidades de producción y subestimación de costes en las aplicaciones de simulación al estudio de sistemas productivos. Como caso especialmente relevante por su dimensión, se pueden

citar los modelos de simulación de una planta de fabricación de Volvo mencionado en (Neumann et al. 2006). En este trabajo se comparan los costes estimados por los modelos simulación con los costes de la planta para dos configuraciones alternativas de la línea de fabricación. En ambos casos los costes estimados son claramente inferiores a los reales. Cuantificar en qué medida estas desviaciones están presentes en los casos reales de simulación resulta una tarea difícil, especialmente porque la gran mayoría de publicaciones sobre casos de simulación no presentan resultados referidos a la implementación real de las soluciones obtenidas, pero no deja por ello de ser un aspecto relevante a considerar de cara al empleo práctico de la simulación.

Los sesgos en los resultados proporcionados por un modelo de simulación deberán considerarse en el contexto de la validación del modelo. El propósito de la validación es comparar el modelo conceptual y los resultados obtenidos con el sistema objeto de análisis, evaluando si las diferencias resultan relevantes en el contexto del caso. Por tanto, se podría argumentar que si en algunos trabajos de simulación se observan sesgos de sobrestimación de la capacidad y subestimación de costes, serán debidos a una validación deficiente. Sin embargo, en los proyectos de simulación no siempre se cuenta con datos suficientes o la posibilidad de realizar pruebas con las que llevar a cabo una validación fiable de los resultados. Limitar la aplicación de la simulación a aquellos casos en que se pueda realizar una validación en condiciones ideales supone asumir una fuerte restricción sobre sus ámbitos de uso, que, por ejemplo, excluiría su aplicación al diseño de nuevos procesos. Por tanto, identificar las causas de los sesgos presentes en un modelo y estudiar qué métodos de modelado son más robustos contribuye a incrementar la competitividad de la simulación como herramienta de mejora de procesos.

Dos aspectos genéricos de la metodología de simulación con potencial para causar estas desviaciones están relacionados con los sesgos cognitivos del analista y con los modelos probabilísticos habitualmente empleados. En primer lugar, el sesgo cognitivo de sobre-confianza que un analista tiende a presentar con respecto a los resultados de su análisis, es un primer factor que puede contribuir a reducir la precisión de las estimaciones. Si el analista cree que la precisión de los modelos estadísticos que maneja es mayor de la que realmente es, tenderá a introducir menor variabilidad en el modelo de la que existe en el sistema. Entonces, el impacto negativo de la variabilidad sobre el rendimiento no será correctamente evaluado y las capacidades efectivas del sistema resultarán sobrestimadas y los costes de ineficiencias subestimados. Otro factor de relevancia está relacionado con los modelos probabilísticos que habitualmente se emplean para la descripción de las variables que caracterizan un proceso productivo. Los trabajos de diversos autores, presentados con detalle en el capítulo 3 de Antecedentes, sugieren una gran sensibilidad de los resultados de un modelo de simulación a un

aspecto que no es habitualmente considerado en los estudios de simulación: la estructura de autocorrelación de una serie temporal de variables del sistema.

Los modelos probabilísticos habitualmente empleados parten de los modelos utilizados en las formulaciones analíticas de la teoría de colas. Dichos modelos analíticos parten de hipótesis simplificadoras para posibilitar su tratamiento matemático. Una de las asunciones más frecuentes es, por ejemplo, la hipótesis de que los tiempos de ciclo de máquinas, tiempos entre fallos y tiempos entre llegadas de productos u órdenes de trabajo son independientes entre sí y están idénticamente distribuidos (*i.i.d.*). Esta hipótesis, necesaria para poder obtener de manera exacta las soluciones analíticas de algunos modelos de colas básicos, puede ser fácilmente substituida por otras más realistas mediante simulación. En este último caso, la introducción de efectos de autocorrelación no representa una dificultad desde el punto de vista de la implementación, ejecución y experimentación. Aunque los simuladores comerciales, por defecto, sólo suelen incluir distribuciones estadísticas asumiendo la hipótesis *i.i.d.* o el uso de tablas de datos históricos, por lo general permiten la implementación de modelos probabilísticos personalizados.

Por tanto, conocer, mejorar y estudiar la validez de los modelos probabilísticos empleados para representar el efecto de la variabilidad sobre los sistemas de producción facilitará el desarrollo de modelos de simulación con mayor precisión en sus resultados y con mayores garantías sobre su validez.

## 1.2. CASO DE APLICACIÓN

El trabajo desarrollado a lo largo de esta tesis parte de los problemas encontrados en la simulación de una planta de fabricación de losas de pizarra para cubiertas. Esta planta representa, en primer lugar, un entorno novedoso de aplicación de la teoría de simulación puesto que no se ha encontrado ningún trabajo de simulación previo en este sector. El sector pizarrero español, mayoritariamente localizado en Galicia y en el Bierzo, supone aproximadamente el 80% de la producción mundial de pizarra. Está caracterizado por un elevado aislamiento geográfico que ha influido en un bajo desarrollo tecnológico y falta de transferencia de otros sectores industriales. Sólo recientemente se ha generalizado la automatización de varios de sus procesos y muchas de las operaciones siguen teniendo una fuerte componente manual.

El tipo de proceso se puede caracterizar como una línea de producción de tipo desensamblaje en la que a partir de material extraído de cantera se obtienen losas de pizarra para cubiertas de distintos formatos y calidades. La principal causa de pérdidas de rendimiento y dificultad para la organización del proceso viene dada por la elevada variabilidad de las características de los insumos de proceso, por tratarse de un producto natural de características heterogéneas. Además, la planta carecía inicialmente de un sistema de información completo



que proporcionara una base para la monitorización del rendimiento y la toma de decisiones. Así, la fuerte variabilidad en las características del producto era resuelta mediante un control reactivo en que un encargado de planta decidía prioridades en los formatos de trabajo y asignaba personal a los distintos procesos en base a su experiencia. El bajo grado de estandarización de procedimientos y reglas de operación constituía otra circunstancia agravante de la elevada variabilidad del proceso y una dificultad tanto para el modelado y análisis como para la implementación de propuestas de mejora. Todo ello conforma un caso de difícil aplicación de la metodología de modelado y simulación.

En la ejecución del proyecto, en una primera fase, se hizo uso de la herramienta de modelado y simulación (M&S) como un procedimiento sistemático para la caracterización del proceso y para la propuesta de mejoras en el sistema de información, así como la recopilación de datos y decisión sobre la resolución adecuada de los modelos (Del Rio Vilas et al. 2009). Se adoptó una metodología de modelado convencional en la que a partir del análisis de vídeos, visitas a planta y los partes de producción disponibles, se identificaron actividades, recursos y lógicas de operación, se ajustaron distribuciones a tiempos de ciclo y se obtuvieron algunos datos promedios de tasas de salida y repartos entre formatos de producto y datos para validación. Todo esto condujo al desarrollo de un modelo de simulación de la planta en el simulador de eventos discretos 3D Delmia Quest en cuya validación se detectaron dos problemas fundamentales:

- El modelo inicialmente desarrollado no recogía adecuadamente la variabilidad observada en la planta en los niveles de ocupación de los recursos de transporte y zonas de almacenamiento intermedias. Los buffers de trabajo en curso resultaban claramente subestimados.
- Se subestimó la variabilidad en las tasas de salida. Aunque los valores medios de las cantidades producidas de cada formato correspondían a los observados en la planta (se comprobó que las tasas de entrada y transformación de material fueran representativas de la operativa normal de la planta), las desviaciones estimadas por el modelo a partir de variabilidad introducida en forma de distribuciones de tiempos de ciclo (asumiendo la hipótesis i.i.d.) y en el reparto en los diversos formatos empleados, eran aproximadamente iguales a la mitad del valor obtenido a partir de datos de la planta.

Todo ello suponía una sobrestimación de las capacidades de la planta así como una subestimación de los costes, de manera similar al sesgo observado en otros trabajos de simulación como el indicado anteriormente (Neumann et al. 2006). Por todo ello, se consideró que las hipótesis introducidas en el modelado podían ser incorrectas y se optó por un análisis en mayor profundidad sobre los efectos que la alta variabilidad en las características del producto y la alta componente humana del proceso ejercían sobre el rendimiento del proceso.

## CAPÍTULO 2

---

# Objetivos

Esta tesis se centrará en el análisis mediante modelado y simulación (M&S) de sistemas productivos en los que las diversas fuentes de variabilidad presentes sean un condicionante fundamental de su rendimiento y representen el mayor reto para su análisis y mejora. Para la denominación de dichos sistemas se empleará el término **sistemas altamente variables**. La definición aquí proporcionada no pretende ser una definición formal de las características de este tipo de sistemas, sino una definición informal que recoja un conjunto de cualidades que pueden ser identificadas por un director de planta o un profesional de simulación con el fin de caracterizar un proceso. Un sistema altamente variable será entendido como un sistema que presente las siguientes características:

- Están presentes fuentes de variabilidad que no pueden ser controladas de una manera eficiente.
- Las fuentes de variabilidad son un factor determinante del rendimiento del sistema y el diseño del mismo estará orientado a limitar su impacto.
- La interacción entre las fuentes de variabilidad y los elementos del sistema originan un comportamiento complejo que no puede ser determinado de manera inmediata a partir del comportamiento individual de sus partes.

La aplicación de la metodología M&S en sistemas altamente variables requerirá de una mayor fidelidad en el modelado de la variabilidad presente y, posiblemente, las hipótesis habitualmente asumidas no serán aplicables. El propósito fundamental de la tesis es profundizar en el conocimiento de los modelos estadísticos de sistemas productivos de cara a facilitar la aplicación de la metodología M&S. Para ello, se analizó el modelado de datos complejos, de acuerdo con la definición establecida por (Sokolowski and Banks 2010) y se investigó su impacto sobre los resultados de simulación en cuanto a la precisión de las estimaciones realizadas y la calidad de las decisiones tomadas.

En concreto, el trabajo desarrollado consistió en el análisis de dos tipos fundamentales de modelos: los modelos de autocorrelación y los modelos de variabilidad en múltiples escalas temporales. Los efectos de autocorrelación son de interés para analizar aquellas variables para las cuales las hipótesis de independencia e idéntica distribución de sus observaciones no son adecuadas para representar su variabilidad temporal. Los modelos de múltiples escalas temporales pueden ser empleados para la simulación de procesos en los que, a partir de los

modelos ajustados para variaciones en una escala temporal, no se logre la estimación correcta de la variabilidad presente en escalas de agregación mayores.

La incorporación de estos modelos en proyectos de simulación plantea retos que afectan principalmente a las fases de desarrollo del modelo conceptual, el análisis de datos y la validación. Su implementación no representa un reto en cuanto a que la mayoría de simuladores existentes permiten de una manera u otra la implementación de rutinas que extiendan las funciones implementadas por defecto para la generación de números aleatorios y lógicas de decisión. Los principales retos planteados son:

- Desde el punto de vista del desarrollo del modelo conceptual del sistema, la correcta identificación de fuentes de variabilidad que deben introducirse en el modelo y la selección de expresiones matemáticas que contemplen los efectos adecuados de correlación o la variación en distintas escalas temporales. El desarrollo de modelos conceptuales se alimenta fundamentalmente del área de organización de la producción, por lo que los avances en el conocimiento sobre el comportamiento de los procesos de producción constituyen una contribución fundamental para la mejora de la fidelidad de los modelos de simulación.
- En cuanto al análisis de los datos de entrada, el modelador debe realizar pruebas estadísticas sobre los datos que a menudo son obviadas en los estudios de simulación. Las hipótesis asumidas deben ser validadas y la significación de los modelos propuestos evaluada. En este sentido es necesario disponer identificar qué modelos estadísticos permiten modelar el comportamiento de las variables de un proceso, qué propiedades presentan y qué técnicas de estimación pueden ser usadas.
- La validación de modelos en que los que se introduzcan efectos de autocorrelación y dependencia del estado en las series temporales generadas, requiere una validación más compleja en la que se compruebe efectivamente que las series temporales de las variables de respuesta del modelo representan el comportamiento del sistema con la precisión requerida.

Con el fin de contribuir a la resolución de las cuestiones planteadas, en esta tesis se combinaron dos aproximaciones complementarias de investigación: la simulación de modelos teóricos de líneas de producción y el estudio de un proyecto real de simulación de un proceso altamente variable. Los objetivos específicos del trabajo llevado a cabo fueron los siguientes:

- Hacer una revisión de los trabajos previos en los que se haya estudiado el efecto de la autocorrelación y el efecto de la escala temporal en la varianza de una serie. Esto requirió la revisión de los modelos básicos de líneas de producción presentes en la literatura, los trabajos sobre efectos de autocorrelación en producción y teoría de colas y las técnicas estadísticas adecuadas para el modelado de estos efectos.

- Estudiar el impacto de los efectos de autocorrelación y variabilidad en múltiples escalas temporales en los resultados de simulación de líneas de producción teóricas. Se buscó comprender el sentido, magnitud y relevancia de los efectos producidos sobre las medidas de rendimiento del proceso, con el fin de proporcionar guías que ayudasen a determinar qué efectos deben ser considerados y cuál es su impacto esperado sobre los resultados. En concreto los problemas de diseño de una línea de producción analizados fueron:
  - El dimensionamiento de capacidad de los recursos de producción, particularmente los buffers intermedios de conexión del proceso.
  - El reparto óptimo de buffers para una capacidad total de los buffers fijada.
  - El sistema de control de la producción de una línea de fabricación.
- Analizar la aplicación de los modelos estudiados a un caso real de una línea de producción y estudiar la relevancia práctica de su uso. El caso de aplicación seleccionado fue la línea de fabricación de pizarra presentada en el capítulo 1 de Introducción. Se compararon los resultados de simulación y los efectos esperados de propuestas de mejora para dos aproximaciones de modelado: una aproximación convencional en que se asumieron hipótesis *i.i.d.* para modelar la variabilidad de los parámetros del proceso y otra en que se incluyeron efectos de autocorrelación y dos escalas temporales de variación del proceso. Este caso pretendió servir como validación de la aplicabilidad y relevancia práctica de los modelos propuestos.

La consecución de los objetivos expuestos del trabajo supone una contribución al estudio de líneas de producción y a la aplicación de la metodología M&S en entornos en los que habitualmente presenta dificultades. Todo ello ayuda a comprender algunos aspectos prácticos en el uso de la simulación de procesos, mejorará la precisión de los resultados obtenidos y facilitará el desarrollo de modelos con una mayor fidelidad.

## CAPÍTULO 3

---

# Antecedentes

El trabajo desarrollado en esta tesis se encuadra fundamentalmente en el estudio científico de sistemas de producción, dentro del área de la organización industrial. Sin embargo, el énfasis del trabajo se realiza en cómo la metodología de modelado y simulación debe de ser aplicada de forma efectiva a estos sistemas, siendo la simulación considerada actualmente por algunos autores una disciplina propia y de aplicación en múltiples áreas. La particularización al análisis de sistemas altamente variables conlleva a su vez que en esta tesis se hará amplio uso de técnicas estadísticas investigando su aplicación en este ámbito.

Dada la variedad y amplitud de las áreas de conocimiento involucradas en el trabajo llevado a cabo en esta tesis, en este capítulo se realizará una revisión bibliográfica de las publicaciones científicas más relevantes relacionadas con los objetivos del trabajo. Aunque en algunos casos se trata de áreas que habitualmente no interactúan entre sí, por ejemplo no se ha encontrado ninguna publicación en el ámbito de la simulación de producción que haga uso de resultados del fenómeno de Hurst., se buscará agrupar los trabajos publicados en las distintas áreas bajo temáticas comunes desde el punto de vista de los objetivos.

En primer lugar se realizará una revisión general de los principales problemas estudiados en relación con los sistemas productivos presentando el estado del arte en aquellos problemas en que se ha centrado el trabajo posterior. Esta revisión es seguida por una descripción básica de la metodología de modelado y simulación junto con una revisión de los principales problemas estudiados en su aplicación al análisis de sistemas productivos y las principales dificultades que se presentan en los proyectos de simulación. A continuación, el análisis de datos de entrada y datos de salida de proyectos de simulación es revisado en profundidad, haciendo hincapié en los modelos estadísticos habitualmente empleados para incorporar la variabilidad en sistemas de producción. Especial atención se presta a la consideración de los efectos de autocorrelación en el análisis de líneas de producción ya que es un aspecto relevante por sus efectos sobre el rendimiento pero poco estudiado y habitualmente no tenido en cuenta en la práctica.

### 3.1. SISTEMAS DE PRODUCCIÓN

El estudio científico de los sistemas productivos se puede agrupar bajo dos enfoques complementarios. Por un lado, desde un punto de vista eminentemente

práctico, se puede considerar el estudio de los sistemas desarrollados por la industria con el fin de determinar las soluciones adecuadas para cada caso y lograr su mejora. Bajo este enfoque, los sistemas objeto de estudio no son inmutables, sino que evolucionan conforme se adoptan nuevas estrategias para incrementar la competitividad o se desarrollan nuevos productos. Por tanto, el conocimiento en esta área ha de estar sometido a la continua evolución y adaptación a medida que surgen nuevas ideas y nuevos conceptos de producción.

Por otro lado, se puede considerar el desarrollo de modelos matemáticos que contribuyen a resolver los problemas planteados en el diseño y operación de sistemas productivos. Estos modelos, habitualmente englobados dentro del campo de la investigación operativa, son en esencia genéricos y por tanto pueden ser aplicados en muchas otras áreas de estudio o recibir contribuciones de muchos otros ámbitos. La investigación *per se* en estos ámbitos se justifica por el mero hecho de realizar una contribución al cuerpo de conocimiento de la matemática.

Por la contra, la investigación aplicada en sistemas productivos ha de ser siempre encuadrada en el contexto de los sistemas empleados por la industria, contribuyendo a su innovación y mejora. En este sentido, el trabajo desarrollado en la tesis busca realizar una contribución al empleo de una herramienta de mejora de procesos como es la simulación. En concreto, se persigue facilitar su uso en casos en los que la alta variabilidad en las condiciones del proceso plantea retos de cara a la consecución de modelos suficientemente precisos. No se busca el desarrollo de nuevos modelos matemáticos, sino la aplicación de modelos que no se vean limitados por las hipótesis habitualmente empleadas y determinar su potencial para el incremento de la eficiencia global de la simulación, contemplando tanto el incremento en la precisión como el efecto en los costes de desarrollo.

Los problemas que surgen en la organización de sistemas productivos son muy variados y están fuertemente ligados a factores como la tipología del proceso considerado o el horizonte temporal considerado. Se pueden destacar, por su relevancia y extensa bibliografía, cuestiones como la programación de tareas (*scheduling*), el equilibrado de líneas de producción, el control de la calidad o el mantenimiento, entre otros. El trabajo desarrollado en esta tesis se centrará en dos problemas genéricos que se presentan en la amplia mayoría de sistemas productivos: el dimensionamiento de capacidad y el control de la producción.

### **3.2. DIMENSIONAMIENTO DE LA CAPACIDAD**

Un aspecto clave en el diseño de un sistema productivo es decidir cuántos recursos de cada clase se van a necesitar para alcanzar de forma eficiente los objetivos de producción propuestos. Todo sistema de producción va a requerir del empleo de un conjunto de recursos limitantes que actúan como un conjunto de restricciones simultáneas. Entre todas, aquella o aquellas que sean más restric-

tivas definirán la capacidad del sistema, tal y como se estudia ampliamente en la teoría de limitaciones (Watson, Blackstone, and Gardiner 2007). Lograr atender a un máximo de demanda con el mínimo de recursos ha conducido a la formulación de diversos problemas en función del tipo de proceso. Como ejemplo se puede citar el equilibrado de líneas de producción, que en la mayoría de sus formulaciones es un problema de optimización NP-complejo que surge al buscar la asignación óptima de tareas a centros de trabajo de tal forma que se minimice el número de estaciones de trabajo (Lusa 2008; Scholl and Becker 2006).

La aproximación adecuada al problema de determinar la capacidad de los recursos de una planta depende en gran medida de los horizontes temporales que se contemplen, de las restricciones que afecten a la disponibilidad de recursos y de la morfología y reglas operativas del sistema considerado. Así, por ejemplo, si consideramos el problema de decidir la plantilla de operarios que se deberá de disponer durante los próximos meses para satisfacer un escenario de demanda dado, el marco adecuado para la resolución de este problema es el de la planificación agregada de la producción (Tenhiälä 2011; Rego et al. 2011). Por otro lado, si consideramos el modelado de una línea de producción como un sistema de colas, entonces las capacidades de los buffers y el número de servidores en paralelo de cada estación de trabajo serán factores determinantes del rendimiento de la línea (J. M. Smith, Cruz, and Van Woensel 2010).

Las líneas de producción son modeladas como sistemas de colas con el fin de evaluar el impacto que la variabilidad en factores tales como los tiempos de ciclo, los procesos de llegada de productos u órdenes de trabajo. Véanse por ejemplo las revisiones sobre el estado del arte de aplicación de teoría de colas en producción (Govil and Fu 1999; Papadopoulos and Heavey 1996) para un análisis detallado de las aplicaciones de estos modelos en producción. En un trabajo reciente, Shanthikumar et al. (2007) hacen una revisión de los modelos estudiados en teoría de colas que son adecuados para modelar líneas de fabricación de semiconductores por los altos niveles de variabilidad que se dan en las características de los productos procesados.



Figura 1. Modelo genérico de una línea de producción con buffers intermedios.

De entre los diversos enfoques con que se estudia la capacidad de sistemas productivos, esta tesis se centrará en el análisis de la capacidad de líneas de producción modeladas, en su sentido más genérico, como sistemas de colas. La Figura 1 representa de forma esquemática el modelo de una línea de producción. Cada cuadrado representa un servidor y cada círculo representa a un buffer intermedio. En líneas de fabricación se empleará el término máquina indistinta-

mente del término servidor entendiendo que en una línea de producción real podrían corresponder tanto a operaciones automatizadas como manuales.

La dificultad para determinar la capacidad de un sistema con exactitud proviene de los complejos efectos de interacción que se suelen dar entre sus elementos. En caso de que las capacidades de los buffers de conexión entre servidores sean limitadas, la aleatoriedad en tiempos de servicio y ocurrencia de fallos conduce a la generación de colas y a la ocurrencia de fenómenos de bloqueo y falta de alimentación (J. M. Smith, Cruz, and Van Woensel 2010). Éstos, a su vez, se traducen en pérdidas de capacidad efectiva de la línea de producción con respecto a la que sería esperable si no hubiese aleatoriedad en el sistema. Los efectos de bloqueo, asumiendo buffers de capacidad limitada, se propagan por la línea originando complejos efectos de interacción entre los factores dados por las capacidades de los elementos del sistema.

Aunque en este capítulo estemos considerando la capacidad de los servidores (entendida como el número de entidades que pueden ser procesadas en paralelo en un servidor) y de las colas de una línea de forma conjuntamente, en la literatura han sido habitualmente tratados por separado. Ambos son problemas relacionados en cuanto a que al actuar sobre el número de servidores en paralelo de una estación de trabajo se está actuando sobre el tamaño de las colas que genera (y en consecuencia sobre las probabilidades de bloqueo de otros servidores) y si se actúa sobre las capacidades de los buffers también se modifican las probabilidades de bloqueo de unas estaciones sobre otras de forma directa. Algunos trabajos como el de (Frederick S. Hillier and So 1995) tratan ambos problemas conjuntamente, obteniendo soluciones para los casos en que las variables de decisión son la capacidad de servidores, de buffers o los tiempos medios de ciclo de las máquinas.

Precisamente, otro problema relacionado con los anteriores es el de la asignación de carga de trabajo a las estaciones del sistema (Vidalis, Papadopoulos, and Heavey 2005). En este caso las variables de decisión son los tiempos medios de ciclo de los servidores del sistema, que actúan sobre el nivel de ocupación de cada servidor y en consecuencia sobre la generación de colas. Por ello su efecto es análogo al que se logra al modificar la capacidad de los servidores, con la diferencia de que los cambios en la ocupación ocurren de forma continua (el tiempo de ciclo es una variable continua) y no de forma escalonada (la capacidad es un entero). Habitualmente, la determinación de la capacidad de los servidores y la carga de trabajo de cada estación se resuelve con anterioridad a la optimización de la capacidad de los buffers; pero, tal y como muestra Hillier (2006), ambos problemas no son realmente separables sino que la forma óptima de repartir la carga de trabajo y los buffers depende de la relación entre los costes de los buffers y los beneficios proporcionados por la tasa de producción. Como muestra de similitud entre estos problemas, se puede observar que la denominada forma de "bóveda" (F.S. Hillier and Boling 1966) que caracteriza las soluciones óptimas en



cuanto a reparto de los buffers en las líneas de producción también se obtiene al optimizar el reparto de la carga de trabajo.

### 3.2.1. Dimensionamiento de la capacidad de servidores

La optimización de la capacidad de los servidores es un problema que no sólo se estudia en producción, sino también en el diseño de servicios, en redes de comunicaciones o en sistemas informáticos. Dentro del área de producción el número de trabajos que han estudiado este problema es menor que el de trabajos que se centran en la optimización de la asignación de buffers. Este problema se presenta principalmente en la fase de diseño de una línea, en la que deben de tomarse decisiones sobre el tipo y número de máquinas que se deberán de disponer en paralelo en cada etapa del proceso. Véanse como ejemplos el trabajo de Boxma et al. (1990) que trata dos problemas de decisión del número de máquinas o el trabajo de Donohue et al. (2002) que emplea un algoritmo de programación dinámica para decidir conjuntamente el tipo y número de máquinas de cada tipo que requerirá el proceso. Este mismo problema ha sido también estudiado mediante la realización de experimentos de simulación para un modelo de una planta real de plásticos, como se presenta en el trabajo de Kumar et al. (2006) Otros trabajos consideran el estudio del número de recursos por encima del mínimo necesario para alcanzar el objetivo de producción que se deben disponer para reducir la cantidad de trabajo en curso, lo que se denomina la “capacidad de protección” (Kadipasaoglu et al. 2000).

Un caso particular de aplicación de este problema es el dado por aquellas líneas en las que por algún motivo no se pueden o no es aconsejable disponer de buffers intermedios. Hillier (1989) y posteriormente Andriansyah (2010) presentan dos trabajos en este sentido. El primero de ellos realiza una exploración exhaustiva de repartos óptimos de la capacidad para una capacidad total de la línea establecida mediante técnicas exactas asumiendo distribuciones exponenciales o Erlang de tiempos de ciclo. Sus resultados muestran la extensión del fenómeno de “bóveda” a este problema. Es decir, las estaciones de trabajo del centro de la línea son las que en las soluciones óptimas deben disponer de una mayor capacidad. En el segundo trabajo se presenta un método aproximado para la optimización multiobjetivo del reparto de las capacidades basado en el método generalizado de expansión (Kerbachea and MacGregor Smith 1987).

### 3.2.2. Dimensionamiento de buffers

El problema de dimensionamiento de buffers es un problema de optimización entera NP-complejo del que se encuentra una amplia bibliografía. La revisión del estado del arte más reciente ha sido publicada por Demir et al. (2012) recopilando los principales trabajos a partir de 1998. Otras amplias revisiones anteriores son las publicadas por Gershwin y Schor (2000) o Park (1993). La ma-

yor parte de problemas no son tratables de forma analítica, salvo para líneas de pocos servidores y asumiendo distribuciones tipo-fase (que son las dadas por aquellos procesos estocásticos obtenidos por una sucesión de procesos de Poisson). Por ello, el mayor esfuerzo ha sido dedicado al desarrollo de heurísticas y metaheurísticas (Chow 1987).

En función de la tipología de las líneas estudiadas, diversos autores han propuesto esquemas de clasificación de las variantes tratadas del problema. Demir et al. (2012) agrupa las tipologías de líneas en:

- Líneas en serie.
- Líneas mixtas serie-paralelo.
- Redes genéricas de colas.
- Líneas de ensamblaje.
- Sistemas de fabricación flexible.
- Células de fabricación.

Otra distinción importante debe de hacerse entre líneas fiables y no fiables. En las líneas fiables suele tenerse en cuenta la variabilidad en tiempos de ciclo (Harris and Powell 1999). En las líneas no fiables se consideran fenómenos de ocurrencia de fallos que inhabilitan los servidores durante periodos generalmente aleatorios de tiempo (Nahas, Ait-Kadi, and Nourelfath 2006). Además, en función de la variable de respuesta que interesa optimizar, Demir et al. (2012) diferencia aquellos casos centrados en la optimización de la tasa de producción, del trabajo en curso, de los costes, de la rentabilidad o de otras variables como pueden ser el nivel de servicio al cliente o los tiempos de espera.

Con respecto a la formulación del problema de optimización, cabe destacar las siguientes formulaciones comúnmente adoptadas. La variable  $B = (B_1, \dots, B_{K-1})$  será un vector de  $K - 1$  enteros que indica las capacidades de los buffers de la línea de  $K$  servidores. La función  $f(B)$  indicará la tasa de producción de la línea dada por una configuración de las capacidades de buffers. La función  $Q(B)$  indicará el trabajo en curso promedio de la línea para una configuración de las capacidades de buffers dada.

- Maximización de la tasa de salida para una capacidad total de las colas fijada  $N$ .

$$\begin{aligned} & \max f(B) \\ & \text{sujeto a:} \\ & \sum_{i=1}^{K-1} B_i = N \end{aligned} \tag{1}$$

- Minimización de la capacidad total de las colas para una tasa de producción fijada  $T$ .

$$\min \sum_{i=1}^{K-1} B_i$$

(2)

*sujeto a:*

$$f(B) = T$$

- Minimización del trabajo en curso para una capacidad total de las colas fijada  $N$ .

$$\min Q(B)$$

(3)

*sujeto a:*

$$\sum_{i=1}^{K-1} B_i = N$$

En todo algoritmo de optimización propuesto para la resolución de este problema se identifican dos componentes complementarias: el método de evaluación empleado para estimar el valor de la función objetivo dada una solución de distribución de los buffers y el método de generación de las soluciones que serán evaluadas.

En cuanto a los métodos de evaluación, como sólo existen soluciones analíticas para los pocos casos indicados anteriormente, se acude principalmente a técnicas aproximadas, bien sean basadas en métodos analíticos aproximados (Gershwin and Schor 2000; Kerbachea and MacGregor Smith 1987; Park 1993) o basados en simulación (Yamamoto, Abu Qudeiri, y Marui 2008; Amiri and Mohtashami 2011). Los métodos aproximados desarrollados en teoría de colas se pueden agrupar a su vez en diferentes categorías según el mecanismo que empleen para aproximar el comportamiento de la cola.

Los métodos de descomposición se basan en la idea de dividir un sistema de colas en un conjunto de subsistemas que sean resolubles de forma exacta. Dado que en un sistema con buffers de capacidad limitada todos estos subsistemas afectarán unos a otros, en realidad se cometerá un cierto error en la generalización de los resultados locales al comportamiento global de la red. Pero, por lo general, estos métodos proporcionan algoritmos computacionalmente eficientes y cercanos a la solución exacta. Su principal limitación proviene del hecho de que sólo sean aplicables a casos en que las distribuciones de tiempos de servicio, procesos de llegadas y fallos sean exponenciales, constantes o geométricas. Algunos ejemplos son presentados en (Demir, Tunali, and Eliiyi 2012; Shi and Gershwin 2009; Gershwin and Schor 2000).

El método generalizado de expansión (Cruz, Van Woensel, and Smith 2010; Kerbachea and MacGregor Smith 1987) es aplicable a un conjunto más amplio de sistemas dado que contempla el empleo de distribuciones generales y también permite modelar servidores de unión o separación en los que el flujo de entida-

des converge en una línea o se reparte en varias líneas, como es típico en líneas de ensamblaje y desensamblaje. Este método opera en tres fases. En la primera, entre cada par de estaciones  $i, j$  de la línea, se introduce una cola infinita  $M/G/\infty$  auxiliar que sólo es visitada por las entidades si el buffer  $j$  (de la estación situada aguas abajo) está lleno. Los tiempos de servicio en esta cola auxiliar y las probabilidades de bloqueo son estimados a partir de modelos aproximados. Finalmente, los tiempos de permanencia en esta cola auxiliar son incorporados a los tiempos de servicio de la estación  $i$  aguas arriba y de esta manera, iterativamente, se obtiene una estimación de los efectos de bloqueo sobre todo el sistema.

El método de agregación (Alexandre Dolgui, Ereemeev, and Sigaev 2007; A Dolgui et al. 2002) es otro tipo de método que se basa en, iterativamente, substituir un par de colas de la red por una única cola cuyos tiempos de residencia sean una aproximación al tiempo que las entidades permanecen en el conjunto de dos colas contiguas. A su vez, esta cola agregada será agregada a otra cola de la línea y así sucesivamente hasta que se llegue a una única cola que represente a todo el sistema.

Uno de los principales enfoques adoptados para la resolución del problema de asignación de buffers es la obtención de reglas generales que caractericen las soluciones óptimas. Estas reglas pueden ser entonces aplicadas por profesionales del área de producción para decidir dónde establecer los buffers de una línea. Un trabajo destacable en esta ámbito es el realizado por Conway et al. (1988) en el que estudia tanto líneas de producción equilibradas como no equilibradas aportando evidencia sobre la robustez del “fenómeno de bóveda”. Sus resultados también muestran que en líneas equilibradas dos distribuciones de las capacidades de buffer que sean imágenes especulares con respecto al centro de la línea tienen el mismo rendimiento y que en líneas equilibradas el empleo de buffers tiene un efecto mayor que en líneas no equilibradas.

Powell y Pyke (1996) encuentran que en líneas no equilibradas las diferencias entre las ocupaciones de los servidores deben de ser elevadas (del orden de un 10% a un 30%) para originar soluciones que difieran de la forma simétrica de “bóveda” que se obtiene para el caso de línea equilibrada. También exponen el llamado “principio de descomposición del dimensionamiento de buffers” que consiste en que en caso de introducir un buffer de capacidad unitaria, éste debería de ubicarse en el lugar en que una cola infinita tuviera un mayor efecto sobre el rendimiento. Dado que una cola infinita impide la propagación de los fenómenos de bloqueo de la línea, decidir la ubicación de un buffer equivale a buscar la descomposición de la línea en dos partes tales que el menor rendimiento de entre las dos sea máximo.

Otros artículos en esta línea han sido publicados por Papadopoulos y Vidalis (2001) y por Enginarlar et al. (2002). El estudio de los mismos fenómenos pero en líneas de producción cerradas ha sido tratado por Staley y Kim (2012), conclu-

yendo que el principio de descomposición también es aplicable (aunque resulta más difícil de emplear por la carencia de un inicio y fin de la línea). Además observaron que en líneas cerradas equilibradas las soluciones tienden a distribuciones homogéneas de los buffers que sólo son alteradas por desequilibrios en la línea (como el producido por un cuello de botella) y que estos resultados son robustos con respecto a cambios en la longitud de la línea.

Con respecto a las técnicas de optimización, lo que previamente ha sido denominado como “métodos generativos”, se debe resaltar en primer lugar que la naturaleza combinatoria del problema ha conducido a que se hayan desarrollado técnicas heurísticas y metaheurísticas que permitan su resolución en un tiempo aceptable a efectos prácticos. Los casos pequeños (con pocos buffers intermedios) pueden ser resueltos simplemente mediante una enumeración exhaustiva de las soluciones. Pero dado que el número de combinaciones posibles crece de manera exponencial con respecto a la longitud de la línea de producción, es un procedimiento inviable para las largas líneas que se suelen encontrar en la práctica, que en muchos casos abarcan decenas e incluso centenares de procesos intermedios. A continuación se presenta una lista de los tipos de métodos de optimización más habitualmente tratados en la literatura junto con artículos recientes representativos de cada caso.

- Métodos de programación matemática, específicamente programación entera mixta (M. A. Ribeiro, Silveira, and Qassim 2007).
- Programación dinámica (Diamantidis and Papadopoulos 2004).
- Métodos de búsqueda local:
  - Descenso de gradiente (Seong, Chang, and Hong 2000).
  - Método de Powell (M. J. Smith and Cruz 2005).
  - Método de búsqueda local “Degraded Ceiling” (Nahas, Ait-Kadi, and Nourelfath 2006).
- Heurísticas específicas para la resolución de este problema (Aksoy and Gupta 2005; Harris and Powell 1999; Papadopoulos and Vidalis 2001; Zequeira, Valdes, and Berenguer 2008).
- Métodos de superficie de respuesta (Lee and Ho 2002).
- Metaheurísticas.
  - Búsqueda tabú (Demir, Tunalı, and Eliiyi 2012).
  - Algoritmos genéticos (Cruz, Van Woensel, and Smith 2010; Yamamoto, Abu Qudeiri, and Marui 2008).
  - Colonia de hormigas (Nahas, Nourelfath, and Ait-Kadi 2009).
  - Métodos híbridos que combinan metaheurísticas con otras técnicas de resolución (Alexandre Dolgui, Ereemeev, and Sigaev 2007; Amiri and Mohtashami 2011).

Para concluir, debemos resaltar en primer lugar que el dimensionamiento de buffers para líneas en serie y con distribuciones exponenciales o constantes en duraciones de tareas o tiempos entre fallos es un problema ampliamente estu-

diado y para el que se dispone de abundantes y eficientes técnicas de optimización. Sin embargo, el tratamiento de casos en los que estas condiciones no se cumplan y para tipologías de sistemas de producción más complejos ha sido mucho menos estudiado. La simulación destaca como la herramienta más versátil para predecir el rendimiento de un sistema de colas bajo condiciones genéricas de operación.

Demir et al. (2012) propone como líneas futuras de investigación en este ámbito el desarrollo de formulaciones del problema en que la función objetivo recoja el impacto económico de una configuración de buffers (bien mediante costes o beneficios generados), el desarrollo de métodos híbridos de optimización que han mostrado buenos resultados en su aplicación a otros problemas de optimización combinatoria y dar un mayor énfasis a la implementación de los métodos desarrollados, por ejemplo mediante el desarrollo de software que facilite su empleo por parte de profesionales del área.

### **3.3. CONTROL DE LA PRODUCCIÓN**

#### **3.3.1. Clasificación de sistemas de control**

Los sistemas de control de la producción desempeñan la función de determinar cuánto y cuándo se debe de producir en un sistema de producción (Liberopoulos and Dallery 2000; Burbidge 1990). Por ello, el nivel de decisión en que actúan es el operativo, gestionando el lanzamiento de órdenes de producción, el flujo de productos y la entrada de materiales en el proceso. En el apartado anterior se han tratado los problemas de dimensionamiento de recursos, que en una planta de fabricación se presentan en la fase de diseño o al realizar cambios en la planta o el proceso; es decir, deben de ser resultados en un nivel de decisión táctico. Por la contra, los problemas planteados por el control de la producción surgen en la operativa diaria de la empresa y deben de proporcionar un uso óptimo de los recursos dispuestos para alcanzar los objetivos de producción. Pero, pese a ser dos problemas que se presentan en niveles de decisión distintos, no por ello están desconectados. El sistema de control de la producción condiciona las necesidades de recursos de la planta y su distribución óptima e, igualmente, la definición del sistema de control tendrá que tener en cuenta qué recursos se van a emplear y qué restricciones les afectan.

La investigación sobre sistemas de control de la producción se centra por un lado en el desarrollo de nuevos sistemas de control y mejora de los existentes y por otro lado en determinar bajo qué condiciones unos sistemas de control son más eficientes que los otros. A su vez, los sistemas de control de la producción se pueden agrupar en diferentes categorías en función de aspectos variados como las tipologías de procesos para los que hayan sido diseñados o las variables de decisión consideradas. Aunque en la literatura se pueden encontrar diversas

clasificaciones, una división básica establecida por Burbidge (1968) diferencia los sistemas de control atendiendo al mecanismo empleado para regular el flujo de órdenes en el proceso. Así se identifican:

- Sistemas controlados por órdenes, como se da en el caso de las empresas que fabrican contra pedido. Se trata de sistemas de producción en los que no existe un inventario de productos terminados sino que se fabrican única y exclusivamente los pedidos realizados por los clientes. Por tanto el propósito del sistema de control es asignar las órdenes a los centros de trabajo y priorizar convenientemente las tareas de manera que se minimicen los tiempos de respuesta al cliente y los costes. Entre los problemas englobados dentro de esta categoría destacan la planificación de proyectos (como por ejemplo se emplea en la construcción naval o la industria aeronáutica) y algunas aplicaciones de los problemas de *scheduling*.
- Sistemas controlados por stock. Se emplean para casos en que haya una producción serializada en que la acumulación de stocks de productos terminados o en curso se vea justificada por la existencia de una demanda suficiente y sostenida en el tiempo. Las decisiones pueden ser tomadas de manera centralizada o descentralizada en cada estación del sistema y básicamente consisten en decisiones de fabricar o detener la fabricación en función de los niveles de buffer que haya en diversos elementos. A diferencia del caso anterior, las órdenes de trabajo no necesariamente tienen por qué corresponder a pedidos ya realizados por el cliente sino que pueden corresponder a previsiones de demanda futura.
- Sistemas de flujo de producción programado. En este caso el propósito del sistema de control es elaborar de forma centralizada un plan maestro de producción que recoja qué cantidades se van a fabricar en cada elemento y en qué momentos. Al igual que en el caso anterior, la demanda no tiene por qué corresponder con pedidos ya realizados por el cliente sino que puede corresponder a una previsión.
- Sistemas híbridos que combinen las características anteriores.

Los sistemas controlados por stock son los habitualmente empleados en líneas de producción con alta repetitividad en productos por su sencillez de implementación y razonable eficiencia. No suelen ser adecuados para sistemas de producción contra pedido, con una gran variedad en productos o con flujos de materiales muy complejos (Germs and Riezebos 2010) ya que la acumulación de stocks intermedios o finales de un gran variedad de productos conduciría a costes muy elevados. Los sistemas de flujo de producción programado son a su vez más adecuados para entornos con poca repetitividad en productos (Cesar, Fernandes, and Filho 2011).

En esta tesis el análisis se centrará principalmente en líneas de producción con alta repetitividad en productos (la característica de heterogeneidad definida previamente hace referencia a variabilidad en las características que afectan a

tiempos de procesamiento y no a diversidad en sí en los productos procesados). Por ello, se presentarán a continuación las líneas de investigación actuales en sistemas de control en base a stock o sistemas híbridos más destacables por su aplicación en líneas de producción estudiadas.

Una diferenciación fundamental de los sistemas de control de stocks se establece también en base al sentido del flujo de órdenes. En los sistemas de empuje (Push) el flujo de órdenes de producción tiene el mismo sentido que el flujo de productos, es decir, es un flujo que avanza hacia la dirección aguas debajo de la línea de producción. Por otro lado, en los sistemas de arrastre (Pull) el sentido de avance de las órdenes de trabajo es contrario al flujo de producto. Las órdenes de trabajo avanzan aguas arriba en el proceso conforme se van recibiendo pedidos del cliente. En la práctica los sistemas suelen ser mixtos en cuanto a que suele haber algunas zonas del proceso que operen en modo Push y otras en modo Pull. En este caso se necesitan elementos intermedios que actúen como interfaces entre ambos tipos de zonas. Por ejemplo, un buffer puede recibir productos por empuje y sólo enviarlos aguas abajo por arrastre. Esto es típico por ejemplo en procesos Push en los que al final del mismo hay un almacén de productos terminados del que salen unidades conforme se produce la llegada de pedidos de los clientes.

### **3.3.2. Sistemas *Push***

Los sistemas Push son los más sencillos de implementar ya que no requieren de ningún elemento adicional al propio producto para posibilitar el flujo de órdenes de trabajo. La llegada de un producto a la entrada de una estación de trabajo es señal de que se requiere su procesamiento, siendo este condicionado únicamente a posibles reglas que atiendan al estado de los buffers aguas abajo o aguas arriba del servidor. El sistema Push más simple consiste en fabricar siempre que sea posible, esto es, siempre que la estación de trabajo no se vea bloqueada por otras estaciones de trabajo o buffers con capacidad limitada aguas abajo. Este mecanismo de control es el habitualmente considerado en los modelos de sistemas de colas de sistemas productivos y por tanto se puede asumir que los trabajos presentados en la sección anterior cubren adecuadamente su estudio. Dada su sencillez, esta regla de operación no es un objetivo de estudio en sí sino que desde el punto de vista de los sistemas de control lo asumiremos como un caso base con el que se compararán otros mecanismos de control.

La regla de control de producción mediante punto de corte es una regla de operación Push en que se produce todo lo posible hasta alcanzar un nivel de stock determinado en los buffers del proceso. Fue desarrollada inicialmente para el control de líneas de producción no fiables en que la principal fuente de variabilidad en el proceso son las ocurrencias aleatorias de fallos en las máquinas (Akella and Kumar 1986). Se ha demostrado que en el caso de que los tiempos entre ocurrencia de fallos y de reparación sean modelables mediante procesos de



Markov homogéneos esta regla de operación es óptima y en otros casos en que no sean aplicables se han desarrollado extensiones de las mismas que contemplan las políticas de mantenimiento (Berthaut et al. 2010). La limitación fundamental de este tipo de aproximaciones exactas al problema, en que se formula un problema de optimización estocástico con el fin de determinar las reglas de control óptimas, es que sólo son resolubles para un conjunto limitado de casos especiales, como el mencionado anteriormente (Dallery and Liberopoulos 2000).

Otros sistemas de control de naturaleza Push, como los sistemas de revisión de inventario continuos o periódicos emplean reglas para determinar las cantidades de producción basadas en el nivel de stock en alguno o algunos de los buffers del proceso. Ya que habitualmente son reglas empleadas para decidir cuánto producir al nivel del conjunto de una planta entera (y no al nivel de centro de producción), no se entrará en mayor detalle. El interés fundamental de su estudio se engloba dentro de la logística.

### **3.3.3. Sistemas *Pull***

Como se indicó en un ejemplo anterior, la parte final de los procesos suele operar en modo Pull a su salida ya que es dónde se reciben los pedidos de los clientes. Salvo en el caso de contratos de suministro que especifiquen cantidades periódicas y fijas de entrega o casos especiales en que se pueda asumir una demanda constante e ilimitada por parte de los clientes, el proceso de llegada de órdenes de los clientes tendrá una naturaleza Pull. Los tiempos de espera admitidos por el cliente son los que en última instancia determinarán que se deba disponer de un stock de productos terminados (para satisfacer la demanda inmediatamente) o que se deba trabajar contra pedido (por ejemplo que el cliente demande productos únicos que no sean serializables).

Por ello, para la gran mayoría de casos, el sistema Pull se puede ver como el sistema de control más natural ya que es el que representa en última instancia las decisiones de consumo. El empleo de sistemas Push responde a razones de conveniencia en la organización de una planta pero conlleva necesariamente la acumulación de stocks de productos intermedios que tienen un coste. El Just In Time popularizado a partir de la década 1980 incidió sobre este aspecto fomentando el desarrollo de sistemas Pull o que al menos hagan uso de sus principios con el objetivo de limitar la generación de buffers intermedios tratando de no perjudicar el nivel de servicio al cliente.

El sistema Kanban desarrollado por Toyota (New 2007) es uno de los sistemas Pull más ampliamente estudiados. Es un sistema adecuado para controlar el flujo de materiales en líneas en que se dé una alta repetitividad en productos que ha dado lugar a muchas variantes desde su concepción inicial como parte de los sistemas de producción de Toyota hasta su extensión a muchas otras industrias (Lage Junior and Godinho Filho 2010). El mecanismo empleado para la transmi-

sión de órdenes de trabajo aguas arriba en la línea se basa en el empleo de tarjetas indicativas de qué productos intermedios son requeridos por cada estación de trabajo y en qué cantidad. No se permite la fabricación de una unidad si no se ha recibido un tarjeta de las estaciones aguas abajo indicando su necesidad. De esta manera, las tarjetas (que normalmente serán más de una) cumplen la función de limitar la formación de stocks de productos intermedios. Un problema fundamental que se presenta entonces en el diseño de un sistema Kanban es el dimensionamiento del número de tarjetas permitidas en cada etapa del proceso (Price, Gravel, and Nsakanda 1994). Este problema es similar al problema presentado en el apartado anterior de dimensionamiento de buffers.

Otro sistema de gran relevancia, que combina mecanismos Pull y Push es el dado por las líneas CONWIP (Spearman, Woodruff, and Hopp 1990). En este tipo de sistemas la entrada de materiales en la línea de producción opera en modo Pull en tanto a que sólo se permite la entrada de unidades cuando se han producido salidas. Sin embargo, el flujo por las etapas intermedias del proceso funciona en modo Push. De esta manera se logra mantener el trabajo en curso constante y de ahí su nombre. En este sentido, una línea CONWIP en serie sería equivalente a una línea cerrada operando en modo Push, ya que la entrada de materiales activada por la salida del proceso tendría el mismo efecto que los productos terminados fueran enviados a la entrada para reprocesar. Por tanto los trabajos de teoría de colas referidos a líneas cerradas serían de aplicación (Staley and Kim 2012; Yuzukirmizi and Smith 2008).

El parámetro fundamental a optimizar en una línea CONWIP es entonces el trabajo en curso. De acuerdo con la ley de Little, en régimen permanente el trabajo en curso estará relacionado con la tasa de producción del sistema, estableciéndose por tanto dos objetivos contrapuestos dados por los beneficios generados por una mayor tasa de producción frente a los costes producidos por el incremento del inventario. Una restricción que se asume habitualmente, y que simplifica notablemente el problema de optimización, es que los buffers intermedios tengan capacidad suficiente para contener a todo el trabajo en curso que no esté siendo procesado (Lavoie, Gharbi, and Kenné 2010). Esto puede conllevar unos costes de capacidad de almacenamiento muy elevados o no ser factible en muchos casos, aunque tal y como se menciona en este artículo, no es un aspecto al que se haya prestado atención suficiente en la literatura.

Estos dos sistemas de control han servido como base para el diseño de otros sistemas, como el sistema híbrido Kanban-CONWIP (Bonvik, Couch, and Gershwin 1997). En este caso, la entrada de materiales en la línea es regulada de manera análoga a una línea CONWIP y el flujo de materiales entre estaciones es regulado mediante tarjetas Kanban. Otra extensión, a su vez, del sistema híbrido Kanban-CONWIP es el sistema de control basado en comportamiento (Paternina-Arboleda and Das 2001). En este, además de las reglas de autorización Kanban y CONWIP se introducen órdenes de emergencia para introducir nuevos

productos en la línea en situaciones excepcionales como máquinas averiadas o demanda no satisfecha.

Se pueden encontrar numerosos estudios comparando el rendimiento de ambos métodos de control, que además suelen ser comparados con el sistema Push básico de referencia que se indicó anteriormente, analizando aspectos tales como el nivel de servicio a clientes, el trabajo en curso, los tiempos totales de fabricación o la tasa de producción para un nivel dado de recursos de la línea. Por lo general, los resultados publicados indican que el sistema CONWIP logra una mayor eficiencia en relación al trabajo en curso generado para alcanzar una tasa de producción definida (Framinan, González, and Ruiz-Usano 2003), aunque hay discrepancia en los resultados de algunos autores (Gstettner and Kuhn 1996). Los sistemas híbridos, por su parte, han mostrado resultados mejores que los dos sistemas por separado (Bonvik, Couch, and Gershwin 1997).

Como líneas de investigación futura apuntadas por autores en el área se puede mencionar por una parte el desarrollo de nuevas técnicas híbridas que faciliten la extensión de conceptos de los sistemas de control presentados anteriormente (CONWIP y variantes del Kanban) a entornos de baja repetitividad en productos o de mayor complejidad en el flujo de materiales (Cesar, Fernandes, and Filho 2011).

En este sentido ha habido abundantes propuestas en la literatura, tales como los sistemas Kanban extendidos (Dallery and Liberopoulos 2000), el sistema de control descentralizado (Lödding, Yu, and Wiendahl 2003) o el sistema POLCA (Riezebos 2010). Por lo general, estos sistemas combinan el empleo de reglas de autorización a nivel de centro de trabajo parecidas a las empleadas en Kanban o CONWIP junto con el empleo de un sistema central que se encarga de realizar una planificación de las órdenes que se van a procesar ordenándolas o asignándoles prioridades. Este tipo de sistemas han sido menos investigados en la literatura y por tanto hay más dudas sobre bajo qué condiciones realmente presentan mejoras con respecto a otros sistemas. Además, la comparación de sistemas en casos prácticos es limitada y se requieren más estudios que evalúen el rendimiento de los sistemas de control en plantas reales (o al menos en modelos de plantas reales) atendiendo también a dificultades de implementación que se presentan en la práctica. Lage Junior y Godinho Filho (2010) muestran una notable irregularidad en el estudio de sistemas de control en casos reales frente a modelos puramente teóricos.

Una última observación relevante que se debe de hacer, y relacionada con la anterior, es que en la mayoría de los artículos mencionados que presentan comparaciones entre sistemas de control se hace sobre modelos hipotéticos de líneas de producción con hipótesis similares. Generalmente se asumen procesos de llegada de órdenes de Poisson, distribuciones de fallos exponenciales y tiempos de ciclo constantes o con distribuciones normales o exponenciales. Otros casos

que pueden ocurrir en la práctica (como el que posteriormente será presentado dado por la presencia de autocorrelación en las series temporales del proceso) no son considerados en las publicaciones mencionadas y apenas se encuentran casos que los traten.

Un ejemplo en el que sí se asumen hipótesis “no habituales” es el trabajo de Hejn Nielsen (2007) en el que se investigan líneas con autocorrelación en los tiempos de servicio incluyendo el efecto del empleo de reglas de priorización de trabajos por mínimo tiempo de procesamiento (SPT, *shortest processing time*). En este caso en particular, la regla SPT contrarresta los efectos negativos que la autocorrelación provoca en un caso en que se empleen reglas FIFO para la gestión de las colas. La cuestión de qué rendimiento presentan los sistemas de control en este tipo de entornos no ha sido tratada en la bibliografía.

### 3.4. SIMULACIÓN DE PROCESOS INDUSTRIALES

#### 3.4.1. Usos de la simulación en producción

La metodología de modelado y simulación ha sido ampliamente empleada para el estudio de sistemas de producción y existe una extensa bibliografía al respecto. Como evidencia que apoya esta afirmación podemos citar los siguientes trabajos:

- La revisión bibliográfica publicada por Pannirselvam (1999) muestra que un 28,56% de los artículos publicados en un conjunto de siete revistas científicas destacadas del ámbito de dirección de operaciones en la década 1990 emplearon como metodología de investigación la simulación, siendo la segunda metodología más usada después de “modelado”.
- El estado del arte en usos de la simulación en el mundo de la empresa entre 1997 y 2006 publicada por Jahangirian et al. (2010) es una muestra evidente de la variedad de usos y problemas que han sido tratados mediante simulación en el ámbito de la dirección de operaciones.
- De acuerdo con las conclusiones de la revisión de casos de aplicación en simulación de Smith (2003), la simulación es una de las herramientas de análisis que más flexibilidad y utilidad ha mostrado tanto para el diseño de sistemas de producción como para apoyar la toma de decisiones a nivel operativo.

Aunque sea un tema objetivo de muchos estudios, un factor que ha limitado en múltiples ocasiones la investigación científica en los usos de la simulación en producción son los requerimientos de confidencialidad que habitualmente conllevan los trabajos para empresas (Bangsow 2012) por la importancia que tienen los datos y resultados que se manejan de cara a su competitividad.

En concreto, los dos problemas presentados en las secciones anteriores, el dimensionamiento de recursos y el control de la producción, son habitualmente resueltos mediante simulación cuando se trata de casos reales. Como se ha visto, las formulaciones analíticas (bien mediante técnicas exactas o aproximadas) son empleadas en muchos trabajos teóricos que buscan proporcionar soluciones básicas para casos genéricos con hipótesis simplificadoras. Aun así, en estos trabajos la simulación es empleada como herramienta de validación de las soluciones analíticas obtenidas. En los casos reales de estudio de sistemas de producción, estas soluciones analíticas no suelen ser utilizadas bien porque no se cumplen las hipótesis requeridas para su empleo, porque la simulación conlleva menos coste o porque tiene más capacidad para ser comprendida y aceptada por el cliente (Schmeiser 2001). Como ejemplo representativo, Banks (2010) afirma que durante más de 30 años de práctica de consultoría no se le presentó ningún caso real que pudiera ser convenientemente resuelto mediante las formulaciones analíticas de teoría de colas.

Esta conveniencia del empleo de la simulación se convierte en una necesidad cuando se considera el estudio de sistemas complejos de producción. La gran cantidad de recursos que han de ser involucrados para la fabricación de muchos productos y que interactúan entre sí origina comportamientos emergentes de los sistemas que no pueden ser explicados de manera inmediata de la consideración de sus partes (Clymer 2009). Las soluciones a los problemas presentes en este tipo de entornos pueden resultar contra intuitivas y no suelen ser alcanzables mediante formulaciones analíticas exactas o aproximadas. Como ejemplo de esta casuística se puede citar el trabajo de Alfaro (2006) que estudia fenómenos de comportamiento caótico en sistemas de producción. De acuerdo con sus resultados, la aparición de regímenes de comportamiento caótico en sistemas de fabricación flexibles se produce bajo determinadas condiciones de carga de trabajo y ciertas reglas de control. Este comportamiento puede ocasionar grandes desviaciones con respecto a las predicciones hechas y las planificaciones establecidas con el consiguiente riesgo de incumplimiento de plazos y desviaciones. La herramienta de análisis empleada es la simulación.

El trabajo publicado por Jahangirian et al. (2010) representa uno de los estudios más recientes que han explorado en profundidad los usos de la simulación en el ámbito de la dirección de operaciones. Para ello realizaron un análisis de 281 artículos científicos en los que se empleaba la simulación como metodología. De ellos, un 49,1% son soluciones de casos reales, un 43,4% estudios sobre casos hipotéticos y un 7,5% trabajos metodológicos sobre simulación. Además, del total de 281 artículos, un 40,6% de ellos emplean simulación de eventos discretos y un 10,3% simulación mixta discreta/continua, repartándose el resto entre simulación continua, Montecarlo, agentes, etc. Sus resultados también muestran un importante incremento en el uso práctico de la simulación en el periodo estudiado (49% del total) con respecto a los resultados de un estudio realizado entre

1970 y 2000 por Shafer and Smunt (2004) que presentaba un 14% del total de artículos sobre casos prácticos. Entre las áreas de aplicación, por orden de número de publicaciones, destacan:

1. Scheduling.
2. Ingeniería de procesos y fabricación.
3. Administración de la cadena de suministro.
4. Servicios.
5. Planificación estratégica.
6. Transporte.
7. Dirección de proyectos.
8. Planificación de la capacidad.

El trabajo de Smith (2003) presenta una amplia revisión de casos de uso de la simulación de sistemas de producción. Los casos de uso presentados son clasificados de acuerdo a dos categorías: diseño de sistemas de producción (49% de las publicaciones) y toma de decisiones a nivel operativo (41% de las publicaciones). El restante 10% corresponden a publicaciones sobre software de simulación y trabajos metodológicos. Los casos de uso dentro de cada categoría los clasifica atendiendo a los principales problemas que son resueltos mediante simulación.

Referidos al diseño de sistemas de producción:

- Diseño general del sistema y *layout* (17,4%). El problema de dimensionamiento de capacidad tratado en esta tesis se englobaría en este punto.
- Diseño de sistemas de manejo de material (27,2%). Uno de los puntos tratados en el caso de estudio del capítulo 6 de la tesis corresponde a este problema.
- Diseño de sistemas de fabricación celular (23,9%).
- Diseño de sistemas de fabricación flexible (31,5%).

Referidos a la toma de decisiones a nivel operativo:

- Planificación de operaciones y *scheduling* (33,8%).
- Control de producción (37,7%). El diseño de sistemas de control uno de los dos problemas fundamentales tratados en esta tesis.
- Reglas de operación (5,2%).
- Análisis de rendimiento (23,4%).

De acuerdo con sus conclusiones el análisis de la bibliografía muestra una tendencia al continuo crecimiento en el uso de la simulación en casos prácticos desde sus orígenes. Este crecimiento lo asocia a los siguientes factores relacionados con el desarrollo del software de simulación:

- Incremento de la potencia de cálculo de los ordenadores. La reducida potencia de cálculo de los primeros equipos limitaba obviamente la escala y resolución de los modelos de simulación de eventos discretos. En la actualidad

este es un factor menos relevante ya que la potencia de cálculo de los equipos convencionales suele ser suficiente para la mayoría de aplicaciones. De hecho, algunos autores recomiendan centrar los esfuerzos de modelado en un buen diseño de la fase de experimentación para evitar que la gran capacidad de cálculo que se dispone en la actualidad lleve a hacer un uso ineficiente de estos recursos (Sanchez and Wan 2009).

- Mejora de las interfaces gráficas y mayor facilidad de uso del software de simulación. El desarrollo de software de simulación que permite la implementación de modelos a alto nivel ha reducido significativamente las barreras de entrada para el uso de la simulación. Por otra parte, ha ayudado a reducir los costes de desarrollo de modelos a disminuir el tiempo de implementación y a facilitar la experimentación, verificación y validación.
- Mayor integración con las bases de datos y sistemas de gestión empresarial. Al habilitarse interfaces que permiten la conexión de los modelos de simulación con bases de datos, hojas de cálculo y aplicaciones externas, se ha facilitado en gran medida el uso de la simulación no solo para el diseño de sistemas de producción sino también para la toma de decisiones a nivel operativo (O’Kane, Spenceley, and Taylor 2000).

### 3.4.2. Desarrollo de modelos de simulación

La metodología de simulación conlleva un conjunto de fases genéricas que deben ser llevadas a cabo para lograr el desarrollo de un modelo que sea una representación adecuada del sistema real de acuerdo con los siguientes atributos (Sokolowski and Banks 2010):

- Fidelidad. Entendida como el grado en que el modelo presenta un comportamiento análogo al sistema real.
- Resolución. Referida al nivel de detalle del modelo en la especificación del comportamiento de sus elementos.
- Escala. Entendida como la extensión del modelo en cuanto al número de elementos que lo conforman.

Un concepto relacionado con los anteriores, pero que los extiende y que es ampliamente utilizado en la literatura de simulación, es el de validez del modelo. La validez de un modelo implica que la fidelidad, resolución y escala cumplan los requerimientos establecidos para su uso en una aplicación específica.

Las fases de desarrollo de un modelo de simulación han sido descritas por múltiples autores de forma diferente, aunque suelen presentar una notable similitud entre sí. Las diferencias entre autores consisten principalmente en el nivel de agregación de fases y subfases y en la nomenclatura empleada (Stewart Robinson 2004). La Tabla 1 presenta una comparación de las fases del proyecto de simulación definidas entre tres libros de referencia en simulación de eventos

discretos (Stewart Robinson 2004; Banks et al. 2010) o de simulación con un enfoque más general (Sokolowski and Banks 2010).

**Tabla 1. Comparación de fases de un proyecto de simulación entre autores.**

Robinson, 2004	Banks et al., 2010	Sokolowski y Banks, 2010	
Desarrollo de modelo conceptual. Subfases: - Formulación del problema. - Formulación de objetivos. - Diseño conceptual del modelo. - Adquisición y análisis de datos.	Formulación del problema	Formulación del problema	
	Establecimiento de objetivos y planificación	Investigación de técnicas de resolución	
	Modelización conceptual	Investigación del sistema	
	Adquisición de datos	Formulación del modelo conceptual	Formulación del modelo conceptual
Representación del modelo		Representación del modelo	
Cualificación del modelo		Cualificación del modelo	
Implementación software del modelo	Traducción a modelo ejecutable	Programación	
	Verificación	Verificación, validación y acreditación del modelo ejecutable	
Experimentación	Validación	Verificación, validación y acreditación de datos	
	Diseño experimental	Diseño experimental	
	Ejecución de simulaciones y análisis de resultados	Experimentación	Experimentación
		Verificación, validación y acreditación del modelo experimental	Verificación, validación y acreditación del modelo experimental
Implementación en el sistema real	Documentación de resultados	Presentación de resultados	
	Implementación en el sistema real		

Aunque la definición de fases de un proyecto de simulación asume una secuencia de pasos aproximadamente lineal, en la práctica el desarrollo de proyectos de simulación difiere notablemente de este modelo lineal (Stewart Robinson 2004). En un proyecto real abundan los retrocesos a fases anteriores, principalmente ligadas a los procesos de verificación y validación (Balci 1998), y el desarrollo en paralelo de tareas.

La relación entre fases de un proyecto de simulación y sus duraciones ha sido estudiada experimentalmente por Tako (2011). Este autor describe la realización de un experimento en el que seis profesionales del mundo de la simulación fueron observados durante la resolución mediante simulación de un mismo problema. Como método para la obtención de datos relativos a las tareas desarrolladas en cada período de tiempo se empleó el análisis de protocolos verbales, que es una técnica de investigación principalmente usada en el campo de la psicología cognitiva. Este método requiere que los sujetos del estudio “piensen en alto”, explicando en cada momento qué actividades están realizando con el fin de po-



sibilitar el estudio de los procesos cognitivos que tienen lugar (Ericsson and Simon 1984). Sus principales hallazgos fueron:

- Prácticamente todas las fases del desarrollo del trabajo de simulación estuvieron presentes desde el inicio hasta el final en los procesos cognitivos de los sujetos, variando principalmente el porcentaje de tiempo destinado a cada actividad. En sus resultados se observa una relación con la secuencia lineal de fases previamente descrita; por ejemplo, la conceptualización del modelo recibió más atención al inicio y la experimentación al final. Pero la alternancia entre fases fue constante a lo largo del tiempo de realización del trabajo.
- La mayor relación entre fases se dio entre el desarrollo del modelo conceptual, la implementación del modelo y la verificación y validación. Este resultado es compatible con las recirculaciones habitualmente descritas entre las fases de un proyecto de simulación (Banks et al. 2010) en cuanto a que el incumplimiento de las pruebas de validez conlleva la revisión del modelo conceptual y del modelo ejecutable.
- La fase de desarrollo del modelo conceptual es la primera actividad en un trabajo de simulación una vez se ha recopilado información del problema y planteado los objetivos. Diversos autores han resaltado su importancia fundamental de cara a la consecución de un modelo válido que proporcione buenos resultados tanto en la experimentación como en la implementación de soluciones (Ward 1989; A. M. Law 1991). Aunque habitualmente se diferencia de la implementación del modelo, los resultados de Tako (2011) muestran que estas dos fases apenas se diferenciaron en la práctica. Especialmente en el caso de los profesionales con más experiencia, la propia implementación del modelo sirvió como forma de representación conceptual del modelo sin necesidad del empleo de diagramas o documentación adicional. Este resultado debe de ser matizado teniendo en cuenta que los casos de simulación propuestos fueron de pequeña escala. La necesidad de empleo de técnicas específicas de modelado conceptual y formalización de esta actividad se hace más necesaria cuando se considera el desarrollo de modelos a gran escala o complejos (Chwif, Barretto, and Paul 2000).

Otro aspecto de relevancia práctica se refiere a las duraciones y costes asociados de las fases del proyecto de simulación. Algunos autores han estudiado la relación entre la carga de trabajo de las distintas tareas y su posible relación con el grado de éxito final del proyecto. Shannon (1998) propuso la regla 40-20-40. Según ésta un 40% del trabajo se debe dedicar a las tareas de formulación del problema, adquisición y análisis de datos y modelado conceptual. La implementación del modelo debería representar otro 20% del trabajo y el 40% restante las fases de verificación, validación, experimentación y análisis de resultados. Sin embargo, el análisis de encuestas a profesionales del área muestra resultados que difieren de esta regla. De acuerdo con los resultados de Hollocks (2001), los es-

fuerzos de modelado representan aproximadamente un 40%, las fases previas al modelado un 20%, la experimentación un 20% y las fases posteriores a la experimentación un 15%. Por otro lado, Wang y Brooks (2007) observaron la relación existente entre la experiencia del modelador y el esfuerzo dedicado a cada fase encontrando que los sujetos más experimentados dedican mayor tiempo al modelado conceptual, implementación del modelo ejecutable y verificación y validación mientras que los menos experimentados dedicaron mayor tiempo a las tareas de recopilación y análisis de datos y generación de informes.

Por último, el marco adecuado para la gestión de proyectos de simulación y las metodologías adecuadas de planificación y control del proyecto han sido estudiadas por Pidd y Robinson (2007). En este trabajo desarrollaron un modelo de clasificación bidimensional de los distintos tipos de usos de simulación. Los dos aspectos tenidos en cuenta fueron las tres aproximaciones de modelado más habituales (desarrollo de software, modelado visual interactivo y modelado participativo) y tres modos de uso (experimentación formal, experimentación exploratoria y uso facultativo).

### **3.4.3. Retos y dificultades en el uso práctico de la simulación**

Como se ha visto anteriormente, la metodología de simulación es una herramienta con gran potencial de aplicación para el estudio y mejora de sistemas de producción. Sin embargo, no por ello está exenta de riesgos en su uso práctico y en algunos casos un uso inadecuado de la misma puede conducir a resultados imprecisos, malas decisiones o costes excesivos que luego no se ven compensados por el beneficio de la solución obtenida. Por ello una parte de los trabajos de investigación en simulación se han centrado en determinar qué factores pueden conducir al fracaso o éxito de un proyecto, el desarrollo de guías de buenas prácticas y el análisis de las causas de fracaso de algunos proyectos.

Banks y Gibson (1997) propusieron un conjunto de diez reglas para identificar en qué casos no se debe aplicar la simulación. Además, posteriormente publicaron otras once reglas para identificar en qué ocasiones sí es adecuada (Banks et al. 2010). De acuerdo con estas reglas, la simulación no es adecuada si:

- El problema es resoluble mediante sentido común. Aunque debe tenerse cuidado con que en algunos casos reales las soluciones óptimas son contraintuitivas.
- Hay alguna técnica analítica que permita resolver el problema. A este respecto se debe matizar que las técnicas analíticas en ocasiones pueden ser más costosas que la propia simulación o requerir del empleo de fórmulas matemáticas demasiado complejas y que no sean fácilmente comprendidas o empleadas por parte de los analistas o del personal de la empresa para la que se desarrolla el trabajo (Schmeiser 2001). Además, el empleo exclusivo de técnicas analíticas impide aprovechar una de las ventajas más importantes de cara

a la acreditación del modelo y presentación de resultados que son las funciones de visualización gráfica que la mayoría de software actual proporciona.

- Es menos costoso realizar cambios en el sistema que desarrollar el modelo de simulación.
- Los costes de desarrollo del modelo exceden los beneficios potenciales.
- No se dispone de recursos suficientes para desarrollar el modelo.
- No se dispone de plazo suficiente para desarrollar el modelo.
- No se dispone de datos ni de estimaciones sobre las que basar el desarrollo del modelo.
- No se dispone de ningún medio para validar el modelo.
- Los directivos de la empresa para la que se realiza un trabajo de simulación tienen expectativas no realistas sobre el mismo.
- El comportamiento del sistema es demasiado complejo o no puede ser definido. Por ejemplo en lo relativo a la modelización del comportamiento humano, cuyas reglas de actuación pueden ser en muchos casos excesivamente complejas o no ser susceptibles de transformar en un conjunto definido de reglas implementables en el modelo. A este respecto se debe de mencionar que una línea de investigación de gran relevancia en la actualidad es el desarrollo de técnicas que faciliten la modelización suficientemente precisa del comportamiento humano por la gran importancia práctica que presenta en muchas aplicaciones (Papelis and Madhavan 2010).

McHaney et al. (2002) realizaron un estudio mediante encuesta en el que 106 usuarios de simulación (de un total de 503 a los que se envió la encuesta) respondieron a un conjunto de cuestiones relativas al grado de presencia de un conjunto de 77 factores en un proyecto de simulación exitoso y otro fallido en el que hubieran participado. Las cuestiones planteadas están relacionadas en gran parte con las características del software empleado o con aspectos organizativos y poco con aspectos metodológicos. Pero de su trabajo se derivan conclusiones de interés sobre la importancia de muchos aspectos en el grado de éxito de un proyecto. La Tabla 2 presenta los principales resultados.

Dado que la mayor parte de aspectos metodológicos de la simulación fueron consultados desde el punto de vista de su implementación en el software, no se pueden extraer conclusiones generales sobre la metodología de simulación ya que aunque el software no implemente un método, éste puede ser llevado a cabo externamente. Entre los factores que no se encontraron significativos se incluyen:

- Características del software no significativas: la capacidad de aplicación a múltiples problemas, disponer de atributos de entidad y variables globales, análisis de datos de entrada, interfaces externas, incorporación de un módulo de análisis de datos de entrada, robustez del generador de números aleatorios, implementación de números aleatorios comunes, distribuciones incluidas por defecto en el software, capacidad para implementar distribuciones

personalizadas, depuración mediante registro de eventos, depuración interactiva, facilidad de aprendizaje, disponibilidad de tutoriales online y recursos web, capacidades de animación y costes de mantenimiento.

- Características del software poco significativas, con efectos resaltables y con valores de significación próxima a 0.05: modelado conciso de sistemas complejos, soporte de macros, generación de un periodo de calentamiento, cálculo de intervalos de confianza, creación de informes personalizados, análisis de datos de salida, interfaz amigable y portabilidad de animaciones.

**Tabla 2. Factores que influyen en el éxito de un proyecto de simulación según McHaney et al. (2002)**

Factores favorables	Factores no significativos al 95%	Factores desfavorables
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Experiencia previa del analista en simulación.</li> <li>- Documentación del software de simulación.</li> <li>- Capacidad del modelo para ser ejecutado en múltiples plataformas.</li> <li>- Facilidad de entrada de datos en el software.</li> <li>- El software permite la creación de ficheros externos.</li> <li>- El software permite la creación de gráficos de salida de alta resolución y con buena calidad.</li> <li>- Aproximación estructurada al desarrollo del modelo.</li> <li>- Adquisición del software anterior al desarrollo del modelo.</li> <li>- Consistencia del proyecto con los objetivos corporativos.</li> <li>- Software adquirido no exclusivamente para el proyecto.</li> <li>- Proyecto beneficiado por un adecuado trabajo en equipo y cooperación.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Formación reglada del analista en simulación.</li> <li>- Experiencia del analista en el sistema estudiado.</li> <li>- Fiabilidad, estabilidad y frecuencia de actualizaciones del software de simulación.</li> <li>- Características del proveedor de software: reputación y trayectoria, servicio técnico, programas de formación.</li> <li>- Otras características del software.</li> <li>- Requerimientos de hardware.</li> <li>- Complejidad del sistema modelado.</li> <li>- Resolución del modelo.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Velocidad lenta de ejecución del software.</li> <li>- Limitación en el tamaño del modelo impuesta por el software o hardware.</li> <li>- Costes de adquisición del software.</li> <li>- Costes de modificación de modelos.</li> <li>- Costes de formación en el uso del software.</li> <li>- Costes operativos asociados al software.</li> </ul>

Otros autores han tratado la cuestión de qué prácticas de simulación son más adecuadas y sobre qué puntos se debe prestar atención de cara a lograr el desarrollo exitoso de un trabajo de simulación ofreciendo recomendaciones en base a su experiencia (Sturrock 2011; Clark and Krahl 2011; Sharda and Bury 2011; Sadowski 2007; Schmeiser 2001). Estos trabajos son útiles en cuanto a que recopilan conjuntos de observaciones basadas en la experiencia de expertos en la materia que proporcionan guías prácticas para el desarrollo de proyectos de simulación, especialmente orientadas a personas que se estén iniciando en el área. Su

principal limitación viene obviamente dada por no basarse en el empleo de una metodología de investigación rigurosa y por ello sus conclusiones pueden ser discutibles.

Robinson (2002) planteó un marco conceptual para analizar la calidad de proyectos de simulación. Frente a la habitual valoración de un modelo de simulación en relación con su validez, este autor propone la adopción de un concepto más amplio de *calidad* de un modelo en base a tres componentes: contenido, proceso y resultados. La calidad del contenido hace referencia al grado en que se cumplen las especificaciones técnicas del modelo. La calidad del contenido es analizable mediante las técnicas de verificación, validación y acreditación y es el aspecto al que más atención suelen prestar los analistas. La calidad del proceso hace referencia a la forma en que se desarrolla el modelo y al grado de cumplimiento de las expectativas de los clientes o usuarios de la simulación. Este aspecto es especialmente relevante en aquellos casos en que el propósito del proyecto de simulación es guiar un proceso de cambio organizacional y por tanto el continuo intercambio de información entre analistas y clientes es tan importante o más que los propios resultados del modelo. La calidad del resultado hace referencia al grado en que los resultados del proyecto fueron efectivamente implantados y condujeron a mejoras reales para el cliente o usuario de la simulación. Este aspecto es el que a largo plazo marcará fundamentalmente la percepción que el cliente tenga de los resultados del proyecto y de la simulación como herramienta.

A partir de la encuesta a veinte consultores de simulación y clientes empresariales identificó un conjunto de 19 indicadores de calidad de un proyecto que servirían para el seguimiento y análisis *a posteriori* del grado de satisfacción del cliente con el desarrollo de un proyecto orientado a la mejora continua. Los resultados de estas encuestas apoyan la validez del marco conceptual propuesto, aunque el autor reconoce dificultades en la implementación práctica de su propuesta y señala la necesidad de más investigación. Sin embargo, hasta la fecha no hay publicaciones que continúen esta línea de trabajo.

Por otro lado, muy pocos trabajos han tratado la cuestión de qué precisión y éxito en la implementación suelen presentar los resultados de los proyectos de simulación. La mayor parte de artículos sobre casos de uso de simulación se limitan a presentar los resultados del modelo, sin mencionar si las predicciones realizadas se cumplieron en la práctica o si los beneficios obtenidos compensaron finalmente los costes de desarrollo del proyecto. Williams y Ülgen (2012) mencionan en su trabajo que en diversos proyectos de simulación en el sector de la automoción en que participaron el grado de precisión de las estimaciones realizadas fue del 5% para un horizonte temporal de 1 año y medio a 2 años y medio.

### 3.5. MODELADO DE DATOS DE ENTRADA

#### 3.5.1. Recopilación y análisis de datos

La recopilación de datos y su análisis son fases críticas en un proyecto de simulación en tanto a que la validez de los resultados del modelo estará limitada por la calidad y precisión de los datos de entrada al mismo. El empleo de las técnicas de inferencia estadística oportunas y la selección y ajuste de modelos estadísticos adecuados son aspectos cruciales en el desarrollo de modelos basados en datos y sobre los que se ha centrado una rama importante de la investigación metodológica en simulación.

Los datos de entrada de un modelo son habitualmente clasificados de acuerdo con las tres situaciones que se pueden presentar en la práctica (M. Pidd 2003):

- Categoría A. Datos de los que se dispone previamente al desarrollo del modelo y por tanto son conocidos.
- Categoría B. Datos de los que no se dispone al inicio del proyecto pero que pueden ser obtenidos.
- Categoría C. Datos de los que no se dispone y que no pueden ser obtenidos mediante observación.

El caso C es el más desfavorable desde el punto de vista de la validez del modelo ya que implicará una mayor incertidumbre sobre los resultados y menores posibilidades de realización de pruebas de validez. Las dos aproximaciones comunes para el tratamiento de estos datos son la estimación en base a criterio experto y el análisis de sensibilidad (S Robinson 2004). Cuando los datos son estimados por expertos del proceso, se suelen plantear cuestiones que permitan definir los parámetros de una distribución uniforme, triangular o beta (Averill M Law 2011). Este método plantea diversos problemas que son analizados en el trabajo de Onggo (2012) relativo a un caso de estudio de simulación de un hospital.

La distribución triangular es ampliamente utilizada en este tipo de situaciones debido a que su forma se aproxima a las distribuciones de tiempos de ciclo de tareas que suelen presentar asimetría positiva. El ajuste de los parámetros se realiza entonces consultando sobre el tiempo mínimo de duración de la tarea, el máximo y el tiempo más probable o el tiempo medio. Dependiendo de cómo los expertos del proceso interpreten esta pregunta, se estarán introduciendo medias más o menos altas. Si el valor proporcionado se interpreta como la moda, debido a la habitual asimetría que presentan los tiempos, la media será más elevada. Además, la asunción de una distribución triangular conlleva que la cola derecha de la distribución sea menos gruesa de lo que es con las distribuciones de tiempos que se suelen obtener a partir de datos. Por todo ello este autor recomienda

el empleo de distribuciones beta preferiblemente a las triangulares, excepto que haya motivos adicionales para recomendar la triangular.

Los datos de categoría A y B requieren del empleo de técnicas de análisis similares, con la diferencia de que los datos B necesitarán a mayores de la planificación de un trabajo de muestreo que permita la obtención de muestras representativas bien mediante observación manual o registro informático. En función de las propiedades estadísticas de estas muestras, Mielke (2010) propone una clasificación de acuerdo con los siguientes tipos:

- Datos simples. Se puede asumir que las muestras son independientes entre sí y están idénticamente distribuidas (hipótesis *i.i.d.*). En este caso las tres aproximaciones habituales serían emplear los datos de la muestra directamente en la simulación, emplear la distribución empírica o una distribución teórica.
- Datos complejos. No se cumplen las condiciones anteriores. Dentro de este grupo se dan las siguientes situaciones:
  - No se dispone de datos.
  - Datos multivariantes. Las distintas series de datos del modelo no son independientes entre sí sino que presentan algún tipo de dependencia que debe ser descrita mediante su distribución conjunta.
  - Series temporales estacionarias con autocorrelación.
  - Series temporales no estacionarias.

Esta clasificación no está establecida en función de propiedades estadísticas de los procesos considerados sino en base a su nivel de aplicación habitual y cobertura por parte del software de simulación. Aunque la mayor parte de aplicaciones integradas en el software de simulación (como ExpertFit o StatFit) se limitan a ofrecer métodos para el ajuste y selección de datos simples bajo la asunción *i.i.d.* (Bahar Biller and Gunes 2010a), la sensibilidad de los resultados del modelo con respecto a la presencia de autocorrelación o no estacionaridad puede ser muy relevante (Williams and Ülgen 2012). El software comercial de simulación no incluye por lo general rutinas por defecto para modelar los efectos de autocorrelación en las series de datos ni los procesos estocásticos propuestos en la literatura que son de aplicación en estas situaciones. Aun así, la implementación de estos procesos no suele presentar dificultades resaltables ya que bien mediante editores de ecuaciones, programación de funciones personalizadas y otros procedimientos equivalentes se suele soportar la completa personalización de las funciones de generación de números aleatorios.

Conjuntamente, el proceso de recopilación y análisis de datos de entrada es una de las fases más costosas de un trabajo de simulación, suponiendo por término medio un 30% de la duración de un proyecto (A. Skoogh and Johansson 2007). Por ello, diversos autores han propuesto metodologías estructuradas de gestión de los datos de entrada que proporcionan guías de actuación para limitar la duración de estas actividades y sobre todo evitar problemas que conduzcan a

demoras importantes en el desarrollo del proyecto (Perera and Liyanage 2000; Onggo 2012; Anders Skoogh and Johansson 2008). Por lo general, estos trabajos proporcionan indicaciones para la rápida identificación de los datos de entrada en la fase de modelado conceptual y procedimientos sistemáticos para recopilar y validar los conjuntos de entrada evitando los principales problemas asociados a esta fase: que los datos sean insuficientes o no representativos (afectando a la validez del modelo), que se recopilen conjuntos demasiado extensos implicando sobrecostos o que se recopilen los datos inadecuados, en el formato inadecuado o con una precisión diferente a la requerida.

### 3.5.2. Ajuste y selección de distribuciones

De las metodologías de análisis de datos de entrada utilizadas en simulación, el ajuste y selección de distribuciones es la más habitualmente descrita y con mayor detalle en los textos sobre simulación. El principal problema que surge en la aplicación de estas técnicas es que toda muestra de datos está sometida a aleatoriedad en el proceso de muestreo y los estadísticos empleados para determinar qué distribución ajusta mejor los datos pueden fácilmente llevar a seleccionar distribuciones diferentes de la que describe a la población (Bahar Biller and Gunes 2010a). Por ello la mayoría de autores no sugieren el empleo de un método determinado sino la realización de diferentes pruebas y la selección final de la distribución de acuerdo al conocimiento cualitativo que se tenga sobre el proceso de acuerdo con el tipo de procesos estocásticos que son descritos por las distribuciones teóricas (Averill M Law 2011).

El proceso de ajuste de una distribución a un conjunto de datos consta de los siguientes pasos (Bahar Biller and Gunes 2010a):

1. Seleccionar un conjunto de distribuciones candidatas que sean adecuadas para modelar el proceso estocástico considerado de acuerdo con la información que se disponga del sistema.
2. Estimar los parámetros de la distribución. Aquí es habitual el empleo del método de los momentos o de máxima verosimilitud.
3. Validar el ajuste evaluando la bondad de ajuste de cada distribución. Para ello se emplean tests de bondad de ajuste y procedimientos gráficos. Los más comunes son:
  - a. Test de Chi-cuadrado.
  - b. Test de Kolmogorov-Smirnov.
  - c. Test de Anderson-Darling.
  - d. Gráficos de densidad de la distribución ajustada en conjunto con el histograma de la muestra.
  - e. Gráficos de probabilidad (P-P).
  - f. Gráficos de cuantiles (Q-Q).



4. Seleccionar la distribución. La selección de una distribución concreta entre un conjunto de alternativas es a menudo una decisión difícil ya que es frecuente que más de una distribución supere los tests de bondad de ajuste y las diferencias entre ellas sean pequeñas. Los procedimientos gráficos habitualmente proporcionan una buena indicación, siendo los más aconsejables los diagramas de probabilidad o de cuantiles. Según Banks (2010), el propio p-valor de los tests de bondad de ajuste es una medida válida para seleccionar la distribución. Sin embargo esta solución plantea problemas que han sido resaltados por otros autores:
  - a. En primer lugar, ni el estadístico de los tests de bondad de ajuste ni tampoco su p-valor son medidas específicas de comparación entre modelos. En su lugar existen otras alternativas basadas en teoría de información o en métodos bayesianos que proporcionan criterios específicos para comparación entre modelos como son el criterio de información de Schwartz (SIC), el criterio de información de Akaike (AIC) o el criterio de información de Hannan-Quinn (HQIC).
  - b. Debido a la aleatoriedad en el proceso de muestreo, el mejor ajuste puede ser presentado por una distribución que no sea adecuada para modelar el proceso estocástico considerado. Por ello las decisiones relativas a la selección de la distribución no deben de ser tomadas automáticamente por el software de análisis que se emplee sino que deben de ser supervisadas por criterio experto (Bahar Biller and Gunes 2010a; S Robinson 2004; Bahar Biller and Nelson 2002).

En los casos en que no se consigue encontrar una buena distribución para ajustar los datos, se suele recurrir al empleo de la distribución empírica (A. M. Law 2007).

Por otro lado, si no se dispone de datos o la muestra es demasiado pequeña para que los métodos estadísticos de ajuste de distribuciones se puedan emplear con confianza, algunos autores proponen el uso de distribuciones flexibles para las cuales basta con definir sus momentos principales para obtener una aproximación suficientemente razonable. Algunas familias de distribuciones frecuentemente usadas en simulación son las distribuciones beta, Johnson, Pearson o las curvas de Bezier (Averill M Law 2011; Cheng 2011). Las distribuciones beta son empleadas para modelar datos acotados en los que la función de densidad es polinómica.

Las distribuciones Johnson (Johnson 1949) pueden ser empleadas para variables no acotadas ( $S_u$ ) y para variables positivas ( $S_b$ ). Se obtienen mediante una transformación de la distribución normal y requieren de la definición de cuatro parámetros que corresponden a los cuatro primeros momentos: media, desviación, asimetría y curtosis. Las distribuciones de Pearson IV son otra familia de

interés, en este caso para variables no acotadas, que proporcionan gran flexibilidad para modelar datos con fuerte asimetría o cuyas colas sean más gruesas que la normal (Cheng 2011). Por otro lado, las curvas de Bezier pueden ser usadas para aproximar funciones de densidad de cualquier forma a partir de la definición de un conjunto finito de puntos (Kuhl et al. 2009). Su limitación es que están definidas para variables acotadas, pero permiten modelar distribuciones bimodales o multimodales.

En los casos en que dos o más variables de un modelo no sean independientes entre sí e interese modelarlas mediante su distribución estadística conjunta, existen algunos métodos desarrollados para ajustar distribuciones multivariantes. La medida más básica del grado de asociación entre variables es la dada por la matriz de covarianzas de la muestra y los coeficientes de correlación correspondientes. La limitación de estas medidas es que sólo permiten detectar relaciones de dependencia lineales pero pueden conducir a errores en el caso de que la relación de dependencia sea más compleja. Otros métodos como las medidas de correlación por rangos permiten salvar estas limitaciones.

En la literatura se pueden encontrar diversos métodos para el ajuste y generación de modelos de distribuciones multivariantes. Biller y Ghosh (2004) ofrecen una revisión de los principales métodos desarrollados incluyendo la generación por regiones de aceptación/rechazo, los métodos basados en distribuciones condicionales, las distribuciones de Bézier para múltiples dimensiones, el método de cópulas, la estimación por densidad de núcleo o el empleo de familias de distribuciones flexibles como las distribuciones Johnson. Biller y Gunes (2010a) proponen un método basado en el empleo de modelos bayesianos que además permite introducir en el modelo no solo la variabilidad asociada a la aleatoriedad generada por la distribución sino además a la incertidumbre que pesa sobre los parámetros de la distribución. Los modelos basados en Copulas (B. Biller 2009) constituyen una de las familias de modelos más frecuentemente empleadas en simulación por la flexibilidad y facilidad de modelado que ofrecen. Permiten modelar relaciones de dependencia a partir de pocos parámetros y para múltiples tipos de distribuciones marginales que se suelen encontrar en la práctica.

### **3.5.3. Modelos de series temporales estacionarias con autocorrelación**

Es práctica común en la simulación de procesos industriales que se adopte la hipótesis de independencia e igualdad de distribución de la muestra (*i.i.d.*). Asumir esta hipótesis sin realizar ninguna comprobación en los datos puede conllevar importantes riesgos de pérdida de precisión de los resultados y validez del modelo (S Robinson 2004; Bahar Biller and Nelson 2002). Aun siendo la serie temporal de datos estacionaria, y por tanto la distribución de la variable constante a lo largo del tiempo, no necesariamente los valores tienen por qué ser inde-

pendientes entre sí. Cuando se presenta dependencia entre las observaciones sucesivas de la variable la serie temporal mostrará autocorrelación, que es definida como el coeficiente de correlación entre pares de observaciones de una misma muestra separadas por un intervalo de tiempo.

Para series temporales discretas, que son las que habitualmente se consideran en simulación de eventos discretos, el coeficiente de autocorrelación de orden  $l$  será:

$$\rho_l = \frac{\text{cov}(x_t, x_{t-l})}{\text{var}(x)} \quad (4)$$

Además, para referirse a la covarianza de una variable con sus retardos (autocovarianza) se suele emplear la notación  $\gamma_l = \text{cov}(x_t, x_{t-l})$ .

Los modelos más básicos que se pueden considerar para la modelización de efectos de autocorrelación para simulación son el conjunto de modelos ARMA (modelos autorregresivos de media móvil), desarrollados por Box y Jenkins (1976). Este conjunto de modelos permiten modelar series temporales estacionarias con funciones de distribución normales. Permiten modelar cualquier función de autocorrelación que se desee con tal de que la distribución marginal de las variables de la serie sea normal. El modelo ARMA(p,q) viene dado por la siguiente ecuación:

$$x_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i \cdot x_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \cdot \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t \quad (5)$$

Donde  $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_e)$  es un proceso de error blanco gaussiano con media 0 y desviación estándar  $\sigma_e$ . Los índices  $p$  y  $q$  indican el máximo desfase del modelo para los términos autorregresivos y de media móvil respectivamente.

Debido a que el único tipo de distribuciones marginales que permiten representar son normales, las aplicaciones de modelos ARMA en simulación de procesos industriales son más bien limitadas (Banks et al. 2010). Por ello se han desarrollado otros métodos para la generación de series estacionarias con cualquier distribución marginal, entre los que destacan los modelos TES y ARTA, basados en métodos de transformación de distribuciones (B. Biller and Ghosh 2004).

Los modelos ARTA (modelo autorregresivo transformado a cualquier distribución) fueron propuestos por Cario y Nelson (1996) y se basan en la generación de una serie estacionaria con distribución libre a partir de la transformación de un proceso autorregresivo de orden  $p$  mediante la función de distribución inversa.

Sea  $y_t$  la serie temporal estacionaria que se desea modelar con una distribución general especificada por su función de distribución  $F_y(y_t)$ . Sea  $z_t$  una serie temporal dada por un proceso autorregresivo de orden  $p$  con desviación estándar

dar igual a 1. La transformación ARTA consiste en generar la serie  $y_t$  a partir de la siguiente ecuación:

$$y_t = F_y^{-1}(\Phi(z_t)) = F_y^{-1}\left(\Phi\left(\sum_{i=1}^p \varphi_i \cdot z_{t-i} + \varepsilon_t\right)\right) \quad (6)$$

Donde  $\Phi$  representa la función de distribución normal estándar y  $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_e)$  es un proceso de error blanco gaussiano tal que su desviación estándar  $\sigma_e$  vendrá dado por:

$$\sigma_e^2 = 1 - \sum_{i=1}^p \varphi_i \cdot \rho_i \quad (7)$$

Siendo  $\rho_i$  el coeficiente de autocorrelación de orden  $i$  del proceso autorregresivo. Esta selección de  $\sigma_e$  garantiza que la distribución marginal de  $z_t$  sea una normal estándar  $N(0,1)$ . Notar que  $u_t = \Phi(z_t)$  es una serie temporal estacionaria con distribución marginal uniforme  $U(0,1)$ .

Dado que la transformación mediante la función de distribución inversa  $F^{-1}$  garantiza que la serie temporal  $y_t$  presente la distribución deseada, el problema fundamental que se presentará en el ajuste será la adecuada selección de los parámetros del proceso autorregresivo  $\varphi_i$  que permitan generar la estructura de autocorrelación buscada. El problema que se plantea a este respecto es que dado que por lo general la transformación  $F^{-1}$  no es lineal, no se garantiza que la función de autocorrelación de  $y_t$  sea idéntica a la de  $z_t$ . Por lo general, será distinto, aunque de acuerdo con Banks et al. (2010) las diferencias en la práctica serán por lo general pequeñas.

En el primer artículo publicado por Cario y Nelson (1996) no se presentan métodos específicos de ajuste de los parámetros del proceso autorregresivo que reproduzcan la estructura de autocorrelación de la serie  $y_t$ . En los ejemplos propuestos adoptan el empleo de las ecuaciones de Yule-Walker para estimar los parámetros del proceso autorregresivo ignorando la distorsión introducida por la transformación. Cario y Nelson (1998) desarrollaron posteriormente métodos numéricos para el ajuste de procesos ARTA que fueron implementados en el software ARTAFACTS. Posteriormente, Biller y Nelson (2005) desarrollaron el método ARTAFIT, que permite el ajuste de procesos ARTA con distribuciones marginales de la clase Johnson. El método de ajuste de las series se basa en una adaptación del método de mínimos cuadrados ponderados.

Otro grupo de modelos empleados en simulación son los procesos TES (B. Melamed and Hill 1995), acrónimo que significa "modelos de transformación y expansión de la muestra". Esta familia de modelos, de manera análoga a los modelos ARTA, también se basa en la generación de la serie temporal a partir de la transformación mediante la función de distribución inversa de una serie tempo-

ral estacionaria con distribución marginal uniforme  $U(0,1)$  y autocorrelación. A diferencia del caso anterior, la serie temporal con distribución marginal  $U(0,1)$  no se obtiene a partir de un proceso AR sino que se emplea un procedimiento específico de generación basado en los algoritmos de generación de números pseudoaleatorios.

Los modelos TES fueron propuestos por Melamed (1991). Permiten la generación de series temporales con cualquier coeficiente de correlación de primer orden y también pueden representar diversas estructuras de autocorrelación para mayores desfases. Existen dos variantes:  $TES^+$  que permite la generación de series con coeficientes de autocorrelación de primer orden positivos y  $TES^-$  para coeficientes de autocorrelación de primer orden negativos. El proceso  $TES^+$  para la variable  $U_t^+$  se obtiene mediante la expresión:

$$U_t^+ = \begin{cases} U_0^+ & t = 0 \\ \langle U_{t-1}^+ + V_t \rangle & t = 1, 2, \dots \end{cases} \quad (8)$$

Donde  $U_0^+$  es el parámetro inicial dado generado como una variable aleatoria  $U(0,1)$ ,  $V_t$  es una serie temporal *i.i.d.* con una distribución a especificar y  $\langle \rangle$  el operador módulo-1  $\langle X \rangle = X - [X]$ . De acuerdo con la definición dada, el proceso  $U_t^+$  puede interpretarse como un camino aleatorio en una circunferencia de longitud unitaria ya que la operación módulo-1 implica que si  $U_{t-1}^+ + V_t$  es mayor que 1 se le reste el entero inferior de manera que vuelva a resultar en un valor entre 0 y 1. Esta operación sería equivalente a completar una vuelta completa a una circunferencia de perímetro 1 y por tanto volver a su origen (Altiok and Melamed 2001). El proceso  $TES^-$  para la variable  $U_t^-$  se obtiene a partir del anterior mediante la expresión:

$$U_t^- = \begin{cases} U_0^+ & \text{si } t \text{ es par} \\ 1 - U_0^+ & \text{si } t \text{ es impar} \end{cases} \quad (9)$$

La distribución marginal de  $U_t^+$  es una distribución uniforme  $U(0,1)$ . La función de autocorrelación dependerá de la elección de la distribución de  $V_t$ . A partir de este proceso, se obtiene entonces mediante transformación por la función de distribución inversa la serie temporal con la función de distribución marginal deseada. Supongamos que se desea que la serie temporal  $y_t$  presente la distribución marginal con función de distribución  $F$ , entonces:

$$y_t = F^{-1}(U_t^+) \quad (10)$$

O bien, si se desea que el primer coeficiente de autocorrelación sea negativo:

$$y_t = F^{-1}(U_t^-) \quad (11)$$

La capacidad de los procesos TES para generar diferentes patrones de autocorrelación de la serie viene dada por la elección de la distribución marginal  $V_t$  llamada "función generadora de densidad". Aunque se podría emplear cualquier

tipo de distribución, en los trabajos publicados sobre estas series se han empleado funciones de densidad escalonadas o una simple función uniforme  $U(L, R)$  donde los parámetros  $L$  y  $R$  determinan la estructura de autocorrelación (Altiok and Melamed 2001). Por tanto, el ajuste de un proceso TES a una muestra de datos requiere de la definición de dos elementos: la función de distribución marginal de la muestra  $F$  y los parámetros de la función generadora de densidad, que en el caso anterior serían  $L$  y  $R$ . Melamed et al. (1992) desarrollaron una aplicación llamada TESTool que permite la selección de los parámetros de la función generadora mediante métodos gráficos. Posteriormente, Jelenkovic y Melamed (1995) desarrollaron un algoritmo de regresión no lineal mediante mínimos cuadrados ponderados. Por otro lado, Jagerman y Melamed (1995) desarrollaron estimadores para los parámetros del modelo e intervalos de confianza simétricos.

Otro método que permite modelar gran diversidad de procesos y estructuras de autocorrelación son los procesos de llegadas de Markov (MAP), propuestos por Lucantoni et al. (1990). Un proceso MAP contiene un conjunto de estados cuyos tiempos de permanencia en los mismos estará definido por una distribución exponencial. Al contemplarse el tiempo de permanencia en cada estado, la transición a otros estados estará gobernada por un modelo probabilístico en el que una de las posibilidades será la transición a un estado absorbente con tiempo de permanencia nulo cuyo acceso representará una llegada al sistema. Aunque sus propiedades a nivel teórico son bien conocidas y es un tipo particularmente tratable de forma analítica entre las cadenas de Markov, el ajuste a partir de una muestra de datos requiere del empleo de técnicas de optimización complejas (Horvath and Telek 2002).

Bause et al. (2009) realizaron una comparación entre el empleo de modelos MAP, AR y ARTA con distribuciones marginales de tipo Johnson. Para ello evaluaron la calidad de ajuste de conjuntos de datos simulados y datos de tráfico de paquetes en internet mediante la comparación visual entre las funciones de densidad y la función de autocorrelación de la muestra y de los modelos ajustados. Sus resultados muestran que en los ejemplos teóricos los procesos MAP tienen dificultades para alcanzar un buen ajuste conjunto de la distribución marginal y estructura de autocorrelación. Sin embargo, para los datos de tráfico de internet los modelos MAP muestran un mejor rendimiento. Este resultado debe matizarse teniendo en cuenta que estas series temporales presentan distribuciones marginales multimodales y estructura de autocorrelación de larga memoria que está fuera del rango de aplicación de los modelos ARTA ajustados. Los autores señalan la mayor dificultad de ajuste de los modelos MAP.

### 3.5.4. Efectos de autocorrelación en sistemas productivos

La primera cuestión que surge al considerar la posibilidad de introducir los efectos de autocorrelación en la simulación de procesos industriales es si existen

casos reales de series temporales de sistemas productivos que presenten estas características. Algunos autores han presentado resultados de análisis de series temporales de algunos sistemas que confirman la existencia de casos en que hay efectos de autocorrelación significativos. Altiok y Melamed (2001) presentan gráficas de autocorrelación con desfase entre 1 y 5 obtenidas para las muestras de datos de tiempos de ciclo en plantas de fabricación de semiconductores (Schomig and Mittler 1995), en tiempos entre fallos de componentes de helicópteros (Luxhoj and Shyur 1995) y de una operación de empaquetado de comida procesada en unas instalaciones de la Universidad de Rutgers. Un ámbito del que se dispone de ejemplos de series temporales con notables efectos de autocorrelación proviene de dos sectores de procesamiento de materias primas de origen natural. En ambos casos, se estudia el desarrollo de gráficos de control de calidad para productos cuyas características heterogéneas presentan correlación entre entradas sucesivas al proceso. En el primero de los casos, Young y Winistorfer (2001) estudian los efectos de autocorrelación sobre el desarrollo de gráficos de control en tiempo real para la industria maderera. Posteriormente, Mertens et al. (2009) desarrollan un sistema de control con técnicas de inteligencia artificial para el control de calidad en la producción de huevos.

Los ejemplos anteriores son muestras de sistemas de fabricación en los que se dan efectos de autocorrelación. Sin embargo, no es posible analizar en qué medida estos efectos son habituales en la práctica a partir del estudio de la bibliografía ya que no es habitual que en los casos de estudio de sistemas de producción se proporcionen las muestras de datos para análisis o que se proporcionen los resultados de un análisis de autocorrelación.

Otra cuestión de gran relevancia es si para el problema específico de organización de la producción que se pretender resolver los resultados son sensibles a los efectos de autocorrelación. Si un modelo no fuera sensible a dichos efectos, su incorporación conllevaría una complejidad innecesaria, sobrecostes y por tanto no debería de ser llevada a cabo, de acuerdo con las recomendaciones habitualmente establecidas sobre el nivel de resolución de un modelo (Sturrock 2011). Por tanto, en el contexto de esta tesis, interesará plantear la cuestión de si los efectos de correlación afectan a los resultados de los modelos empleados en los problemas de dimensionamiento de recursos y control de líneas de producción.

Como se ha visto en los apartados 3.2 y 3.3, los modelos de redes de colas permiten el modelado de líneas de producción, con las salvedades hechas sobre su empleo práctico. Pero aunque la simulación sea la herramienta de análisis más útil en la práctica, los resultados de teoría de colas no dejan de proporcionar información útil sobre el comportamiento de los sistemas de producción. Los principales trabajos aplicables a sistemas de producción sobre los efectos de autocorrelación provienen de la teoría de colas y de las aplicaciones de teoría de colas a redes de comunicaciones ya que, como señalan Altiok y Melamed (2001), estos efectos no han sido estudiado en la literatura clásica sobre producción.

Livny et al. (1993) demostraron que la inclusión de autocorrelación en los tiempos de servicio de una cola y en los tiempos entre llegadas al sistema afecta de forma significativa a los tiempos medios de espera y longitudes de cola. De acuerdo con sus resultados, para una cola con tiempos de llegada y de servicios exponenciales y ocupación del 50%, un coeficiente de autocorrelación de 0,25 incrementa los tiempos de espera en un 80% mientras que una autocorrelación negativa de -0,55 los reduce en un 32%. Para coeficientes de correlación elevados como 0,85, los tiempos de espera se multiplican por 200. Patuwo et al. (1993) llegan a resultados similares estudiando el efecto que coeficientes de autocorrelación positiva tienen sobre la generación de colas, identificando un importante incremento de las mismas.

Altiook y Melamed (2001) analizan mediante modelos analíticos el impacto que tendría sobre la precisión de los resultados la omisión de los efectos de autocorrelación en un conjunto de tres casos de estudio típicos de producción: una estación de trabajo con distribuciones de tiempo y llegadas exponencial y autocorrelación en el proceso de llegada, una estación de trabajo con llegadas de Poisson y autocorrelación en tiempos de fallo con distribución general y un sistema de producción Pull con una estación de trabajo. Para el caso de estudio de sistema Pull analiza el impacto de autocorrelación en el proceso de demanda, en tiempos entre ocurrencia de fallos y en tiempos de reparación. Para introducir los efectos de autocorrelación hace uso de procesos estocásticos TES (explicados en el apartado anterior). De acuerdo con sus conclusiones, los efectos de autocorrelación tienen un gran efecto sobre diversos indicadores de rendimiento tales como los tiempos de espera, el trabajo en curso, el stock de productos terminados o el nivel de servicio al cliente. El efecto sobre los tiempos de espera y trabajo en curso es fuerte tanto para sistemas con alta como baja ocupación, mientras que el impacto sobre el stock de producto terminado y el nivel de servicio a clientes presenta diferencias según el nivel de ocupación. La Tabla 3 resume las conclusiones de este artículo.

Balcioglu et al. (2007) desarrollaron fórmulas analíticas que permiten resolver de forma aproximada por lo general, y exacta para algunos casos particulares, colas GI/D/1 en las que el servidor este está sometidos a fallos con autocorrelación en los tiempos de ocurrencia. Sus resultados apoyan a los trabajos previos en cuanto a que coeficientes de autocorrelación positiva implican mayores tiempos de espera. La precisión del método analítico desarrollado es evaluada mediante simulación, mostrando errores cercanos al 1% y del 4% en el peor de los casos. Posteriormente, estos autores extendieron esta metodología para el análisis de colas G/G/1 con autocorrelación en el proceso de llegadas y además propusieron métodos reparto y concentración del flujo que permitiera la aplicación a redes de colas (Balcioglu, Jagerman, and Altiook 2008). Sus resultados de experimentación y comparación con resultados de simulación muestran una menor



precisión, alcanzándose un error del 28% en el caso más desfavorable. Los errores habituales se encuentran en la franja 1%-5%.

**Tabla 3. Efecto de la autocorrelación sobre indicadores de rendimiento de un proceso productivo (Altiok and Melamed 2001).**

Indicador de rendimiento	Variable con autocorrelación	Efecto con ocupación baja	Efecto con ocupación alta
Tiempo de espera	Tiempo entre llegadas	Alto	Alto
Trabajo en curso	Tiempo entre fallos	Alto	Alto
Stock de productos terminados	Tiempo de entrega del proveedor	Bajo	Moderado
	Tiempo entre llegadas de pedidos	Moderado	Alto
	Tiempo entre fallos	Bajo	Alto
	Tiempo de reparación	Bajo	Moderado
Nivel de servicio	Tiempo de entrega del proveedor	Bajo	Moderado
	Tiempo entre llegadas de pedidos	Moderado	Alto
	Tiempo entre fallos	Bajo	Alto
	Tiempo de reparación	Bajo	Moderado

Por otro lado, Nielsen (2007) hace una revisión crítica de los trabajos anteriores y plantea dudas sobre la relevancia práctica de sus conclusiones. En este caso, emplea simulación para evaluar el impacto sobre los tiempos de espera en colas M/M/1 de efectos de autocorrelación modelados mediante procesos TES. La autocorrelación se introduce tanto en el proceso de llegadas como en los tiempos de servicio. Realiza los siguientes experimentos:

- Reproduce los resultados de Livny et al. (1993) en un experimento de 1 réplica.
- Realiza un análisis más detallado que Livny et al. (1993) para valores del coeficiente de autocorrelación de primer orden entre  $-0,5$  y  $0,5$ .
- Obtiene los resultados anteriores para dos configuraciones alternativas de los parámetros del proceso TES con igual valor del coeficiente de autocorrelación de primer orden. Los resultados difieren significativamente entre las dos configuraciones.
- Grafica las funciones de autocorrelación para las variables de entrada y el tiempo entre salidas del sistema para los dos escenarios indicados y el caso base de no autocorrelación.
- Propone una aproximación para valorar el grado de “realismo” de la función de autocorrelación a partir de la comparación con una cola M/M/1/SPT (donde SPT hace referencia al criterio de prioridad por mínimo tiempo de servicio). La función de autocorrelación que obtiene difiere del caso anterior.

- Estudia el caso en que la entrada a una cola M/M/1 es la salida de una cola M/M/1/SPT y el caso en que es la salida de una cola con autocorrelación modelada mediante procesos TES. Sus resultados muestran un mayor parecido entre el proceso de salida de la cola M/M/1/SPT y el proceso TES que con respecto a la salida de la cola modelada mediante TES.
- Estudia el caso de colas M/M/1/SPT con autocorrelación en los tiempos de servicio dada por un proceso TES. Sus resultados indican que el efecto sobre los tiempos de espera es bajo.

El autor concluye que aunque la autocorrelación sí afecta al proceso de generación de colas y por tanto al rendimiento del proceso, sus efectos son muy sensibles respecto a la forma en que se configure el proceso TES y para valores pequeños del coeficiente de autocorrelación puede reducir los tiempos de espera. Además, indica que mediante una adecuada selección de las reglas de control se pueden contrarrestar los efectos negativos sobre el rendimiento, por ejemplo, mediante la regla SPT. Sin embargo, este artículo presenta algunas carencias de rigor metodológico, errores conceptuales y opiniones no apoyadas en pruebas empíricas o trabajos previos que plantean dudas sobre la validez y relevancia de sus conclusiones:

- Algunos de los resultados de la simulación han sido obtenidos para simulaciones de 1 réplica o son presentados sin ninguna medida de dispersión de los resultados, por lo que no es posible extraer conclusiones sobre su significación.
- Con el fin de identificar qué procesos TES de los generados presentan características más “realistas”, el autor asume como base de comparación los procesos de salida de una cola M/M/1/SPT. Concluye que el tipo de proceso más realista es el que presenta unas características más cercanas al comportamiento de esta cola. Esta asunción no se basa en ninguna evidencia experimental y por tanto la conclusión es arbitraria. Además, asumir un criterio de prioridades SPT implica limitar el análisis a aquellos sistemas en que es posible conocer los tiempos de procesamiento con anterioridad a su procesamiento. Por tanto, este resultado no sería extensible a muchos sistemas de producción como los estudiados en esta tesis en que la incertidumbre sobre la variabilidad de tiempos de proceso es precisamente uno de los factores de interés. En cualquier caso, la argumentación está mal construida ya que para definir el modelo de autocorrelación “realista” parte de un modelo sin autocorrelación y por tanto la aproximación propuesta no responde a la pregunta planteada.
- El autor describe uno de los tipos de procesos TES modelados como proceso de “larga memoria” a partir de la interpretación subjetiva de una gráfica de autocorrelación en la que se aprecia el decaimiento subamortiguado de la función de autocorrelación con el incremento del desfase. El autor ignora la definición ampliamente aceptada de proceso de larga memoria como aquel

proceso en que la función de autocorrelación presenta decaimiento potencial en lugar de decaimiento exponencial. Aunque el autor no proporciona resultados que permitan el análisis riguroso de la función de autocorrelación, el tipo de gráfica corresponde con las habitualmente obtenidas en la simulación de procesos autorregresivos con coeficientes de autocorrelación negativos.

Por todo ello, las objeciones que plantea con respecto a los resultados de autores previos (Livny, Melamed, and Tsiolis 1993; Altiok and Melamed 2001) deben de ser tomadas con cautela y la hipótesis propuesta de que el empleo de la regla de prioridad SPT lleve a que la importancia práctica de la autocorrelación sea baja no está apoyada por sus resultados. Sin embargo, sí prueba mediante ejemplos la importancia que la consideración de toda la función de autocorrelación (y no solo de los coeficientes de desfase 1 o 2) tiene sobre los resultados. Sus conclusiones de mayor relevancia son ésta y que las reglas de control de la producción (como en este caso particular es la regla SPT) pueden interactuar con los efectos de autocorrelación originando repercutiendo sobre los resultados.

### 3.5.5. Series temporales de memoria larga

La función de autocorrelación de un proceso se define como la función que proporciona el coeficiente de autocorrelación de una serie temporal con respecto al desfase. En los modelos de series temporales presentados anteriormente la función de autocorrelación presenta decaimiento exponencial. Es decir, que la autocorrelación es una función exponencial decreciente del desfase. Sin embargo, las series temporales de diversos sistemas presentan decaimiento de tipo potencial, lo que habitualmente se denomina como procesos de larga memoria ya que los coeficientes de correlación de alto orden presentan valores comparativamente mucho mayores que en los procesos con decaimiento exponencial.

Decaimiento exponencial:

$$t \rightarrow \infty \Rightarrow \rho_t \sim c^{-t} \quad (12)$$

Decaimiento potencial:

$$t \rightarrow \infty \Rightarrow \rho_t \sim t^{-\alpha} \quad (13)$$

Donde  $c$  y  $\alpha$  son dos constantes que dependen del tipo de serie considerada.

Una definición alternativa de la propiedad de memoria larga de un proceso es la establecida por Hipel y McLeod (1978). Según esta definición, un proceso se considerará de memoria larga si la serie obtenida como el sumatorio de los coeficientes de autocorrelación es divergente. Es, por tanto, una definición más restrictiva que la anterior ya que implica que la función de autocorrelación presente decaimiento potencial y su exponente sea menor o igual a uno ( $\alpha \leq 1$ ).

El estudio de este tipo de series se inició con el trabajo de Hurst (1951) que, al estudiar las series temporales de evolución anual del caudal del Nilo entre los años 622 y 1284 observó la tendencia de los años de sequía o de lluvia a concentrarse más de lo que sería esperable asumiendo independencia o los modelos de autocorrelación habituales. Este efecto habitualmente se denomina el fenómeno "Hurst" y ha sido observado en series temporales de muchos otros sistemas, tales como las variaciones de potencia del viento, las temperaturas medias globales o las oscilaciones del Atlántico Norte (Koutsoyiannis 2002).

Aunque otros tipos de series temporales también pueden poseer la propiedad de memoria larga (o alternativamente llamada dependencia de alto rango), algunos de los procesos más estudiados en la literatura y con aplicaciones en muchos ámbitos son las series temporales fractales. Las series fractales poseen la propiedad de auto-similitud, que para procesos estocásticos consiste en la conservación de la distribución de la serie en diferentes escalas temporales. La propiedad de auto-similitud fue enunciada como sigue por Mandelbrot y Van Ness (1968):

$$x(h \cdot t) \triangleq h^H \cdot x(t) \quad (14)$$

Este tipo de leyes potenciales son características de numerosos sistemas reales y, de acuerdo con Bak (1995), suelen aparecer en sistemas con comportamiento "auto-organizativo". Este tipo de comportamiento se da en sistemas en los que el comportamiento individual de sus elementos depende de la evolución del sistema en su conjunto.

Según Bak et al. (1987) un sistema dinámico que tenga como atractor un punto crítico presentará comportamiento auto-organizativo que será invariante en diferentes escalas temporales o espaciales, de forma análoga a las transiciones de fase en torno a puntos críticos estudiadas en termodinámica. La ley potencial relativa a la propiedad de auto-similitud, a la función de autocorrelación o de las frecuencias (el espectro de ruido rosa  $f^{-\alpha}$  investigado por los autores) serían entonces un reflejo de la invariabilidad con respecto a la escala originada por el punto crítico. Este tipo de comportamiento es uno de los mecanismos plausibles de generación de la complejidad en un sistema.

La interpretación física de los fenómenos de auto-similitud, comportamiento auto-organizativo y leyes potenciales ha dado lugar a cierto debate en la literatura. En el caso que originó el estudio de este tipo de series (el análisis de series hidrológicas) resulta fácil de comprender que se encuentre dependencia entre observaciones sucesivas. Piénsese por ejemplo en un período anormalmente lluvioso que incrementa la cantidad de agua acumulada en la cuenca y por tanto el caudal de ese período y de los siguientes a medida que se descarga el agua almacenada estará relacionado. Este fenómeno proporciona una explicación física plausible de la presencia de autocorrelación con decaimiento exponencial en la

serie. Sin embargo, la explicación del fenómeno de Hurst resulta menos intuitiva. A parte de la explicación relacionada con el comportamiento auto-organizativo de un sistema, Bhattacharya et al. (1983) mostraron que un sistema que presente tendencias determinísticas sostenidas en el tiempo pero que vayan variando estaría afectado por el fenómeno Hurst. Vanmarcke (1983) demostró también que un sistema que presente la superposición de variaciones estocásticas en diferentes escalas temporales, aunque cada una de estas componentes verifique las hipótesis *i.i.d.*, globalmente desarrollaría un comportamiento análogo al fenómeno de Hurst. Por otro lado, Mesa y Poveda (1993) proponen una explicación para la dependencia de alto rango en la muestra que no se basa en un mecanismo de memoria del sistema sino en lo contrario: una propiedad de “ausencia de memoria” del sistema que debe de ser entendida como que el proceso no “recuerda” el valor de su media en el pasado.

Los principales procesos de larga memoria estudiados en la práctica son:

- Procesos estacionarios: el ruido gaussiano fraccional (fGn) y el modelo fraccional integrado autoregresivos y de media móvil (F-ARIMA o ARIFMA).
- Procesos de incrementos estacionarios: el movimiento browniano fraccional (fBn).

Los procesos de incrementos estacionarios son habitualmente empleados para modelar procesos de difusión o en aplicaciones tales como las series temporales financieras. También han sido empleados para describir los procesos de generación de tráfico en redes de comunicaciones e internet. Desde el punto de vista de procesos industriales su rango de aplicación es más limitado ya que los parámetros de un proceso suelen ajustarse a unos rangos determinados. Por sus posibilidades de aplicación en la simulación de procesos industriales, nos centraremos en los procesos estacionarios. Aunque no por ello se descarta la posibilidad de encontrar casos en que el uso de procesos de incrementos estacionarios sea de utilidad.

El ruido gaussiano fraccional (fGn) es un proceso estocástico estacionario que presenta auto-similitud con respecto a la agregación de sus elementos en diferentes escalas temporales y que fue propuesto por Mandelbrot y Van Ness (1968). En primer lugar, definiremos la serie  $z_i^{(k)}$  que representa la agregación de la serie  $x_t$  en la escala  $k \in \mathbb{N}$ . Es decir:

$$z_i^{(k)} = \sum_{t=(i-1) \cdot k+1}^{i \cdot k} x_t \quad (15)$$

Entonces, definiremos el proceso fGn como un proceso estocástico que verifica la siguiente propiedad:

$$z_i^{(k)} \triangleq \left(\frac{k}{l}\right)^H z_j^{(l)} \quad (16)$$

Donde  $\triangleq$  representa la igualdad en distribución y  $H \in (0,1)$  es el exponente de Hurst que caracteriza el nivel de autocorrelación en la serie.

El proceso fGn coincide con el ruido blanco gaussiano en que su distribución marginal también es normal. Sin embargo, su definición implica que, al variar la escala temporal, la varianza de la muestra presenta una evolución diferente de la que presentaría si la serie cumpliera la hipótesis *i.i.d.* o presentara una función de autocorrelación exponencial como en el caso de los procesos ARMA. A partir de (14) se puede obtener inmediatamente que:

$$\gamma_0^{(k)} = k^{2H} \cdot \gamma_0 \quad (17)$$

Donde  $\gamma_0$  es la varianza de la serie  $x_t$  y  $\gamma_0^{(k)}$  de la serie agregada en la escala  $k$ . Para un proceso *i.i.d.* o para un proceso ARMA a una escala lo bastante elevada, se puede obtener fácilmente que:

$$\gamma_0^{(k)} \approx k \cdot \gamma_0 \quad (18)$$

Estos dos resultados anteriores implican que la dispersión de una muestra extraída de una serie de ruido gaussiano fraccional puede diferir notablemente del comportamiento esperado aplicando el teorema central del límite. Si se asume la hipótesis *i.i.d.* o si el decaimiento de la función de autocorrelación es exponencial, entonces para  $k \rightarrow \infty$  se verifica la ecuación (18). Sin embargo, si el exponente de Hurst es mayor que  $\frac{1}{2}$ , el crecimiento de la varianza de la muestra será mayor que en el caso de independencia y por tanto el teorema central del límite no será de aplicación. Debido a la importancia del papel que se concede a este teorema en la enseñanza de la estadística y su relevancia desde el punto de vista de los métodos básicos de inferencia, se comprende entonces que las propiedades estadísticas del proceso fGn pueden resultar poco intuitivas.

La función de autocorrelación del proceso fGn viene dada por la siguiente expresión (Koutsoyiannis 2002):

$$\rho_t^{(k)} = \rho_t = \frac{1}{2} [(t+1)^{2H} + (t-1)^{2H}] - t^{2H} \quad (19)$$

Como se puede comprobar, la función de autocorrelación presenta decaimiento potencial que además no depende de la escala temporal considerada, es decir, que no depende de  $k$ .

El movimiento browniano fraccional (fBm) es un proceso no estacionario que se obtiene a partir de los incrementos estacionarios generados por un proceso fGn. En este proceso la varianza de la diferencia entre el valor de la serie en dos instantes de tiempo se incrementa de acuerdo con una ley potencial con respecto

al desfase. Si  $B_i$  y  $B_j$  son los valores de la serie temporal para dos valores de la serie, entonces la varianza de la diferencia viene dada por la siguiente expresión (Qian 2003):

$$E \left[ (B_j - B_i)^2 \right] = |j - i|^{2H} \cdot \sigma^2 \quad (20)$$

Donde  $\sigma$  es la desviación estándar de la distribución marginal del proceso de incrementos fGn. Para  $H = 1/2$  se obtiene un crecimiento lineal de la varianza con el desfase como corresponde al movimiento browniano convencional  $|j - i| \cdot \sigma^2$ . La función de autocorrelación resulta ser:

$$E[B_i \cdot B_j] = \frac{\sigma^2}{2} [j^{2H} - |j - i|^{2H} + i^{2H}] \quad (21)$$

El proceso F-ARIMA fue propuesto de forma independiente por Hosking (1981) y Granger y Joyeux (1981). Representa una generalización de los modelos ARIMA en que al operador de retardo  $B$  se le permite adoptar exponentes decimales a partir del empleo del desarrollo en series de Taylor. El operador de retardo  $B$  es un operador empleado en el estudio de procesos ARIMA cuya definición es, para la serie  $x_t$ :

$$Bx_t = x_{t-1} \quad (22)$$

Empleando los operadores de desfase, un modelo ARIMA(p,d,q) presenta la siguiente forma genérica:

$$\left( 1 - \sum_{i=1}^p \varphi_i \cdot B^i \right) \cdot (1 - B)^d \cdot x_t = \left( 1 - \sum_{i=1}^q \theta_i \cdot B^i \right) \cdot \varepsilon_t \quad (23)$$

Donde  $p, d, q \in \mathbb{N}$  y  $\varepsilon_t$  representa un proceso de ruido gaussiano blanco.

El proceso F-ARIMA se define de manera análoga al proceso ARIMA con la diferencia de que el parámetro  $d$  es un número real en el intervalo  $(-1/2, 1/2)$ . Esta generalización del modelo se logra mediante el empleo de la serie de Taylor para la función  $(1 - B)^d$ , ya que la aplicación del operador de retardo un número fraccional de veces no tendría sentido en sí misma. Por tanto, este modelo se expresa como sigue:

$$\left( 1 - \sum_{i=1}^p \varphi_i \cdot B^i \right) \cdot \sum_{k=0}^{\infty} \binom{d}{k} (-B)^k \cdot x_t = \left( 1 - \sum_{i=1}^q \theta_i \cdot B^i \right) \cdot \varepsilon_t \quad (24)$$

Que también se puede expresar como sigue:

$$\left( 1 - \sum_{i=1}^p \varphi_i \cdot B^i \right) \cdot \sum_{k=0}^{\infty} \left( \frac{\prod_{j=0}^{k-1} d - j}{k!} (-B)^k \right) \cdot x_t = \left( 1 - \sum_{i=1}^q \theta_i \cdot B^i \right) \cdot \varepsilon_t \quad (25)$$

Nótese que el factorial de un número decimal puede evaluarse mediante la función gamma  $d! = \Gamma(d + 1)$ .

Hosking (1981) demostró que para valores de  $d < 1/2$  y si todas las raíces del polinomio  $1 - \sum_{i=1}^p \varphi_i \cdot B^i = 0$  están fuera de un círculo unitario entonces el proceso es estacionario. Adicionalmente, si  $d > -1/2$  y las raíces del polinomio  $1 - \sum_{i=1}^q \theta_i \cdot B^i = 0$  están fuera del círculo unitario la serie temporal es invertible.

En el caso del proceso F-ARIMA(0,d,0), se obtiene un proceso análogo al fGn pero con  $d = H - 1/2$ . A partir de la definición anterior se puede demostrar (Hosking 1981) que la función de autocorrelación presenta decaimiento potencial.

$$\rho_k = \frac{(-d)! \cdot (k + d - 1)!}{(d - 1)! \cdot (k - d)!} \quad (26)$$

Para  $k \rightarrow \infty$  se obtiene:

$$\rho_k \sim \frac{(-d)!}{(d - 1)!} \cdot k^{2d-1} \quad (27)$$

Nótese que si  $d = 0$  entonces la función de autocorrelación sería igual a 0 para todos los valores, como corresponde con el ruido blanco gaussiano, excepto para el caso  $k = 0$ . En el caso de un proceso F-ARIMA(p,d,q) la función de autocorrelación cambia por el efecto de los términos autorregresivos y de media móvil. Sin embargo, para valores suficientemente elevados del desfase, el efecto del operador con exponente fraccional domina la función de autocorrelación frente al resto de términos comunes con el modelo ARIMA(p,0,q) cuyo amortiguamiento es exponencial (Hosking 1981).

La ventaja del modelo F-ARIMA frente al fGn es que al definir más parámetros puede adaptarse a patrones de autocorrelación más complejos, concretamente para los términos de bajo orden que pueden ser convenientemente modelados por el componente autorregresivo y el de media móvil.

Un ámbito en el que este fenómeno ha sido bastante estudiado es en el análisis de redes de comunicaciones. Las series temporales de intensidad de tráfico en los nodos de la red suelen presentar las propiedades de larga memoria y autosimilitud que son características de las series temporales fractales (Beran et al. 1995; Jelenkovic, Laznr, and Semret 1997). Esta característica afecta de manera notable al dimensionamiento de los buffers de almacenamiento de paquetes en los nodos en lo que es un problema similar al dimensionamiento de buffers en producción y que habitualmente se resuelve mediante teoría de colas.

Desde sus orígenes hasta la actualidad, el análisis de intensidad de tráfico en internet y redes de área local LAN ha mostrado propiedades de larga memoria y autosimilitud a diferentes escalas. Este fenómeno fue observado en los primeros análisis de grandes colecciones de datos que mostraron diferencias significativas



entre las características del tráfico generado mediante modelos markovianos y el tráfico observado (Fowler and Leland 1991; Duffy et al. 1994). A partir de estas observaciones, Norros (1994) desarrolló un modelo de colas que emplea un proceso fBm para modelar las llegadas al sistema. Este modelo muestra que las propiedades de memoria larga en el proceso de llegadas tienen un efecto importante sobre los resultados del modelo.

Resnick y Samorodnitsky (1997) estudiaron los efectos del fenómeno de Hurst en la longitud de cola. Para ello propusieron un proceso de llegadas estacionario con distribución marginal de tipo exponencial pero con una estructura de autocorrelación con decaimiento potencial. El proceso se construye a partir de un proceso gamma de Levy (es decir, un camino aleatorio en que los incrementos en la media se realizan mediante saltos puros que ocurren según una distribución gamma) obteniendo una media móvil de los incrementos en el proceso gamma. A partir de las propiedades del proceso estocástico demostraron que la distribución de la longitud de cola es de colas gruesas (de hecho la densidad de probabilidad en la cola presenta decaimiento potencial) y obtuvieron una aproximación analítica para calcular la probabilidad de que la cola se vea desbordada. A su vez, mediante simulación, compararon las longitudes de colas que se obtienen considerando la función de autocorrelación de memoria larga frente al proceso de Poisson. Sus resultados muestran una notable divergencia fruto de la propiedad de memoria larga, en consonancia con el trabajo anteriormente mencionado. Las longitudes de cola generadas son considerablemente mayores que bajo la hipótesis de independencia.

Posteriormente, Neidhardt y Wang (1998) estudiaron el efecto sobre la probabilidad de desbordamiento de buffers producido por el fenómeno de Hurst considerando diferentes niveles de agregación de la serie temporal. Para modelar el proceso de llegada de paquetes emplearon el modelo fBm y por tanto no es directamente comparable con el caso anterior. Para estudiar su efecto desarrollaron un modelo analítico que proporciona una estimación de la probabilidad de desbordamiento de la cola en función de la escala temporal y del exponente de Hurst. Sus resultados muestran que no necesariamente incrementos en el exponente de Hurst conducen a mayores colas. Para cada valor del exponente de Hurst obtienen una escala temporal crítica en que se maximiza la probabilidad de desbordamiento del buffer. Para dos valores de Hurst diferentes, hay una escala temporal en que las varianzas del proceso se igualan. En función de cómo estén ubicadas las escalas características de cada exponente de Hurst con respecto a este valor crítico se obtienen como resultado diferentes regiones en las que uno de los dos procesos presenta mayores probabilidades de desbordamiento. Este comportamiento ha sido verificado experimentalmente (Krishnan 1996).

Grossglauser y Bolot (1999) estudiaron los métodos de modelado de tráfico a diferentes escalas temporales revisando críticamente los modelos anteriormente propuestos en la literatura y comparando sus resultados con un modelo de tráfi-

co fluido propuesto por ellos. Sus resultados muestran que los modelos de memoria larga no conducen necesariamente a resultados más precisos ya que pueden fallar en el modelado de las distribuciones marginales del proceso o en la función de autocorrelación a diferentes escalas. Los autores argumentan que el esfuerzo de modelado no se debe centrar en las colas de la distribución (que indican que tampoco en los procesos de memoria larga tienen por qué ser realistas) sino en que en las escalas temporales relevantes se recoja adecuadamente la distribución marginal, sus momentos y la estructura de autocorrelación. Concluyen además que los modelos de series temporales “clásicos” (como los modelos markovianos) pueden ser válidos siempre y cuando se adapten para representar las características anteriormente indicadas en las escalas temporales de interés.

Otros trabajos posteriores que estudiaron el mismo fenómeno obteniendo resultados similares fueron:

- Heyman (2000) estudió las implicaciones en el desbordamiento de buffers de distribuciones de llegada con varianza muy elevada o infinita, concluyendo que ambos casos presentan características similares y que la convergencia a estado estacionario puede ser tan lenta que no tenga relevancia práctica.
- Dahl y Willemain (2001) estudiaron el impacto de las series temporales de larga memoria en colas mediante simulación.
- Clegg y Dodson (2005) estudiaron el empleo de procesos markovianos modulados para la generación de series temporales de memoria larga.
- Ribeiro et al. (2006) desarrollaron aproximaciones analíticas para estimar las probabilidades de desbordamiento de buffer en diferentes escalas temporales. Sus resultados permiten aproximar con precisión procesos de llegadas fBm.
- Li y Lim (2008; 2010) estudiaron modelos de colas con procesos de larga memoria de Cauchy.
- Tsoukatos y Makowski (2008) compararon los efectos sobre las probabilidades de desbordamiento de buffer de modelos de larga memoria y de decaimiento exponencial, encontrando que las diferencias se hacen notar principalmente para capacidades de buffer elevadas.
- Hae-Duck (2009) estudió mediante simulación el comportamiento de colas con memoria larga en el proceso de llegadas y el empleo de métodos de análisis de resultados para la caracterización del régimen estacionario.
- Clegg et al. (2010) realizaron una revisión crítica de los modelos de generación de tráfico en internet y evaluación del rendimiento de buffers. Señalaron que aunque haya habido importantes avances a nivel teórico, son necesarios modelos más simples, fáciles de parametrizar y que representen mejor las características del tráfico real de cara a facilitar su empleo práctica. Resaltaron además la necesidad de estudiar mecanismos y desarrollar sistemas de control que permitan mitigar los efectos negativos de la dependencia de alto rango.

- Rizk y Fidler (2012) estudiaron los efectos del tráfico con propiedades de larga memoria en redes de colas en tándem, mediante modelos analíticos que les permitieran establecer cotas para el rendimiento del sistema.

### 3.5.6. El factor humano en la simulación de procesos industriales

Dos factores que han condicionado de manera fundamental el papel del factor humano en la industria durante las últimas dos décadas han sido las mejoras en automatización de procesos y la globalización. Los avances en inteligencia artificial, robótica y automatización han contribuido al incremento de la productividad mediante mejoras tecnológicas y reducido las necesidades de mano de obra, principalmente en tareas de fuerte carga física, alta repetitividad, tolerancias muy reducidas o riesgos para la salud. Por otro lado, la eliminación de barreras comerciales y la mejora de los sistemas de transporte y logística han contribuido a la externalización de actividades de fabricación a plantas ubicadas en países emergentes con bajos costes laborales. Estas plantas suelen estar caracterizadas por combinar equipos con alta componente tecnológica y fuerte automatización para tareas críticas con otras tareas con requerimientos de mano de obra intensiva llevados a cabo por mano de obra poco cualificada. Estos dos factores han contribuido a la reducción de las necesidades de personal de la industria y a la transferencia de empleo hacia el sector de servicios.

Sin embargo, no por ello se ha reducido el papel central que desempeña el factor humano en un sistema productivo. Por un lado, frente al ideal de fuerte automatización de procesos y la visión mecanicista del trabajo manual que predominó en épocas anteriores como en las décadas 1970 y 1980, en la actualidad se reconoce el valor fundamental que aporta el factor humano en un sistema productivo: la flexibilidad y capacidad de adaptación (Bley et al. 2004). La fuerte competencia en los mercados internacionales, la demanda creciente de productos personalizados, la personalización en masa, la reducción del ciclo de vida o la reducción de los tamaños de lote de los productos son factores que han reforzado el valor aportado por los recursos más flexibles que tiene una empresa y que son sus trabajadores.

Bley et al. (2004) hacen referencia a dos estudios realizados en la industria alemana y publicados en 2001 que ponen de manifiesto la insatisfacción de la dirección de fábricas que desarrollaban procesos de ensamblaje y desensamblaje con excesos previos en automatización de sus líneas. Según éstos, muchas de las plantas más automatizadas son las que menos rentables resultaron ser y una parte importante de las empresas estaban llevando a cabo desinversiones en automatización en el momento de realización del estudio. Las causas apuntan fundamentalmente a la dificultad de lograr mediante una línea totalmente automatizada la flexibilidad y pequeños tamaños de lote que se persiguen en los actuales conceptos de producción (Lean Manufacturing, Just In Time...). En un 65%

de los casos la causa argumentada era la reducción en los tamaños de lotes, en un 57% el requerimiento de mayor flexibilidad en la capacidad y otras causas también comunes incluían las elevadas inversiones asociadas a la automatización (41%), la alta flexibilidad de los productos (39%), la baja disponibilidad asociada a fallos en las líneas (38%) o el interés por aprovechar mejor la cualificación de los operarios (38%).

En este sentido, los avances tecnológicos en robótica y automatización tienen en la actualidad a constituir un complemento al trabajo humano liberando recursos de tareas de bajo nivel y poco valor añadido y permitiendo que los trabajadores desempeñen tareas de más alto nivel donde las características de flexibilidad y adaptabilidad son fundamentales. Como ejemplo paradigmático de esta evolución se puede mencionar el ejemplo de una empresa del sector de captura, transporte y distribución de pescado congelado ubicada en Vigo. En sus instalaciones portuarias para descarga de pescado congelado de los buques tenía, en 2012, tres almacenes activos refrigerados donde se mantiene el producto a  $-20^{\circ}$  C. El primero de los almacenes fue construido en la década 1950 y es totalmente manual en el sentido que la carga y descarga de material se realizad mediante carretillas elevadoras operadas por el personal de la empresa. El segundo almacén fue instalado en la década 1970 y está totalmente automatizado, no requiere de la entrada de ningún operario excepto para tareas de mantenimiento. El tercer y último almacén, instalado en la década 2000, está parcialmente automatizado de manera que sólo requiere de dos operarios para realizar las operaciones de carga y descarga. Estos operarios emplean carretillas elevadoras con sistemas automatizados de posicionamiento y optimización de las operaciones de carga y descarga que logran que las necesidades de personal sean muy inferiores al primer almacén mencionado pero sus costes de operación y mantenimiento sean notablemente inferiores al sistema totalmente automatizado, además de tener una mayor disponibilidad.

Por otro lado, aunque en el pasado los bajos costes de la mano de obra en países en desarrollo haya desincentivado el empleo de técnicas avanzadas de mejora de procesos (como es la simulación de eventos discretos) o la mejora en las condiciones de trabajo, es de esperar que el proceso de convergencia de estas economías con los países desarrollados conduzca al incremento de los costes salariales y a la mayor necesidad de organizar mejor estos procesos y optimizar el uso de los recursos de producción. En esta clase de procesos intensivos en mano de obra, las mejoras alcanzables mediante la aplicación de métodos de la ingeniería de factores humanos son muy relevantes.

La consideración del factor humano en la simulación de procesos industriales requiere de un tratamiento específico con respecto al resto de sus elementos que sin embargo no ha sido conveniente cubierto en la literatura. Los principales aspectos a tratar desde el punto de vista de la simulación abarcan:

- La variabilidad en el rendimiento humano. Frente a máquinas y robots cuyos tiempos de operación son prácticamente constantes y la principal fuente de variabilidad que introducen son la ocurrencia de fallos, los tiempos de operaciones están sometidas a una importante variabilidad que, además, depende de múltiples factores sobre los que no se tiene control. Efectos individuales, de motivación, de aprendizaje, agotamiento o distintos procesos fisiológicos originan variaciones complejas en la duración de los tiempos de trabajo que determinan la capacidad de un sistema (Doerr and Arreola-Risa 2000; T. S. Baines et al. 2005).
- La ergonomía. Los aspectos relacionados con el riesgo postural, la fatiga, las restricciones de alcance, movimientos y campo de visión, las condiciones de iluminación y ruido entre otros, son aspectos que condicionan la productividad y que además pueden afectar seriamente a la salud del trabajador (Kazmierczak and Neumann 2007). Sin embargo, algunos estudios sobre las condiciones de trabajo en plantas de fabricación Lean o sistemas Just In Time han mostrado que el impacto de los actuales conceptos de fabricación puede ser negativo debido al mayor estrés asociado a los mayores requerimientos de ritmo de trabajo, control de producción, variabilidad en la carga de trabajo o posibles problemas en la dinámica de grupos (Niepce and Molleman 1998; Delbridge, Lowe, and Oliver 2000). Otros autores sin embargo han encontrado efectos positivos (Saurin and Ferreira 2009) por lo que no existe un consenso sobre esta cuestión. Desde el punto de vista de simulación, las técnicas de análisis ergonómico son implementadas en modelos digitales humanos (DHM) cuyo estudio no será tratado en esta tesis.
- El comportamiento humano. Los procesos de toma de decisiones humanos están basados en una combinación de reglas lógicas e intuición cuyo modelado es muy dificultoso por depender tanto de la experiencia previa del sujeto, como de sus decisiones pasadas, expectativas o características inherentes a su personalidad. La aplicación en el ámbito de la dirección de operaciones de modelos y métodos del área de la ciencia del comportamiento ofrece grandes perspectivas (E Bendoly, Donohue, and Schultz 2006; Elliot Bendoly et al. 2010).

El tratamiento de los factores humanos en simulación es precisamente una de las líneas de investigación en simulación más notables señaladas por múltiples autores (Williams and Ülgen 2012; Papelis and Madhavan 2010; Banks et al. 2010; S Robinson 2004; T. Baines et al. 2004). Estos autores resaltan la necesidad de desarrollar modelos que permitan contemplar los aspectos anteriormente indicados y estudiar con qué resolución deben ser implementados, qué técnicas de validación y análisis de resultados deben ser empleadas y qué impacto tienen estos modelos desde el punto de vista de las soluciones encontradas para la mejora de sistemas de producción.

## CAPÍTULO 4

---

# Modelos de series temporales para simulación de líneas de producción

La definición establecida en el Capítulo II referente al concepto de proceso altamente variable responde a una definición operativa que permite identificar unas circunstancias de producción caracterizadas por los tres atributos anteriormente indicados: presencia de fuentes de variabilidad no controlables, su efecto determinante en el rendimiento del sistema y con un comportamiento complejo. No pretende ser una definición formal y por tanto es susceptible a interpretaciones subjetivas, pero no por ello deja de ser un concepto útil para el profesional de simulación ya que le permitirá identificar un conjunto de atributos del sistema que afectarán a la ejecución del proyecto de simulación y a las metodologías que deberá aplicar en la resolución del caso.

### 4.1. MODELIZACIÓN CONCEPTUAL

Una primera fase del proyecto de simulación que se verá influenciada por las circunstancias de alta variabilidad en el proceso productivo es el desarrollo del modelo conceptual. Específicamente, modelar la variabilidad presente en el sistema requerirá identificar correctamente las fuentes de variabilidad relevantes que afectan al rendimiento. Esta identificación es un paso previo a la posterior selección de variables que deben ser muestreadas en la fase de análisis de datos de entrada y a la elección y ajuste de modelos estadísticos.

Aunque la mayoría de referencias sobre simulación destacan la importancia de la modelización conceptual – por ser la fase en la que se seleccionan qué elementos serán incluidos en el modelo y las relaciones lógicas entre ellos – pocos trabajos proponen técnicas que ayuden en su desarrollo, dejando fundamentalmente que sea el conocimiento experto sobre el sistema, la intuición del modelador o su experiencia los medios que determinen como llevarla a cabo.

En este trabajo se propone la adopción de un enfoque PPR (producto, proceso, recurso) para la identificación y caracterización sistemática de las fuentes de variabilidad. Este enfoque PPR ha sido adoptado por *Dassault Systems* en el en-

torno de fabricación digital Delmia proporcionando un soporte natural para la categorización de los elementos de un proceso productivo. Un ejemplo de la adopción de este enfoque es presentado por del Rio Vilas et al. (2009) y por Crespo Pereira et al. (2012). En este caso los distintos elementos del sistema son asignados a las tres clases fundamentales dadas por los productos, procesos y recursos más un entorno en que se desarrolla la actividad.

En esta tesis se extienden los conceptos presentados en los trabajos previos indicados y se establece la relación entre las propiedades estadísticas de las fuentes de variabilidad identificadas y los modelos estocásticos adecuados para su representación. En la Tabla 4 se presenta una enumeración de los principales grupos de elementos que conforman un sistema productivo y su entorno junto con una identificación de las fuentes de variabilidad que comúnmente los afectan. Esta tabla puede ser adoptada como una guía para el desarrollo de un modelo conceptual en la que relevancia para el caso en cuestión de cada una de las fuentes deberá ser juzgada en base a criterio experto, el conocimiento que se tenga sobre el sistema y posteriormente testeada en la fase de análisis de datos de entrada.

**Tabla 4. Enfoque PPR para la identificación de fuentes de variabilidad y principales inductores de variabilidad en una línea de fabricación.**

Clase de elementos	Elemento	Fuente de variabilidad
Productos	Cada uno de los productos fabricados	Propiedades físicas del insumo.
		Opciones personalizables del producto.
		Mix de producción.
		Tasas de transformación de los insumos.
Recursos	Máquinas	Fallos y mantenimiento.
	Factores humanos	Rendimiento humano / cansancio.
		Diferencias individuales.
		Aprendizaje.
		Comportamiento individual.
Dinámicas de grupo.		
Procesos	Proceso de llegada de materiales u órdenes	Tiempos entre llegadas. Cantidades de productos.
	Actividades de procesamiento e inspecciones	Tiempos de ciclo. Secuencia de órdenes de trabajo.
	Almacenaje	Reglas de gestión de stocks.
	Transportes	Tiempos de viaje. Lógicas de enrutamiento.
Entorno	Empresa	Logística.
		Decisiones comerciales.
		Decisiones financieras.
	Entorno socioeconómico	Decisiones políticas.
		Marco legislativo.
		Mercado laboral.
Medio ambiente	Condiciones ambientales: temperatura, luz, humedad, etc. Contaminación.	

La identificación de las fuentes de variabilidad relevantes se traducirá en la definición de un conjunto de variables características del proceso cuya evolución temporal será descrita por un modelo estocástico. Recordemos de la definición establecida para sistemas altamente variables que las fuentes de variabilidad a las que nos estamos refiriendo son no controlables. Aquellas componentes que sí que puedan ser controladas de acuerdo con las condiciones del problema en cuestión entrarán en el modelo como parámetros o variables de decisión que deberán de ser diferenciadas de las fuentes de variabilidad no controlables.

Los modelos probabilísticos y expresiones matemáticas que permiten describir las propiedades estadísticas del conjunto de variables de interés serán ajustados a partir de los datos recopilados en la fase de análisis de datos de entrada. Sin embargo, en la propia fase de modelado conceptual, será conveniente realizar un primer análisis cualitativo de las fuentes de variabilidad presentes que permita establecer las condiciones para el muestreo de datos y las hipótesis de partida para el análisis estadístico. Todas las hipótesis asumidas y conjeturas realizadas deberán validarse (idealmente) mediante los métodos adecuados de análisis estadístico, aunque frecuentemente en la práctica no es posible lograrlo y por ello es necesario confiar en criterio experto.

Con el fin de caracterizar el comportamiento de las fuentes de variabilidad presentes, un primer aspecto que deberá ser tenido en cuenta en su análisis es la escala temporal en la que serán apreciables sus variaciones. La escala temporal la podemos establecer de acuerdo a dos clases de unidades de medida: relativas al proceso o relativas al calendario. Las escalas temporales relativas al proceso vienen dadas por la secuencia temporal de ciclos de ejecución del proceso. En la Tabla 5 se muestra una lista de las escalas temporales que frecuentemente serán representativas de un proceso de fabricación.

Otro aspecto relacionado con las escalas temporales del proceso es el nivel de agregación de los datos muestreados. Frecuentemente, los datos que son recopilados de un proceso son muestreados agregando información en distintas escalas temporales. Esta agregación no se introduce generalmente en el modelo conceptual, aunque sí puede convertirse en una restricción con respecto a su resolución ya que la disponibilidad de datos condiciona los elementos y relaciones que pueden ser introducidos en él.

**Tabla 5. Escalas temporales de variación de un proceso.**

Escalas temporales relativas al proceso	Escalas temporales relativas al calendario
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Ciclos de ejecución del proceso.</li> <li>- Lotes de producción.</li> <li>- Turnos de trabajo.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Horas, minutos, segundos.</li> <li>- Días, semanas, meses, trimestres, años...</li> </ul>

Algunas características del comportamiento de las fuentes de variabilidad presentes pueden darnos información sobre las propiedades estadísticas de las



variables y en consecuencia sobre los modelos estocásticos que podrán ser ajustados en la fase de análisis de datos de entrada. Estas propiedades corresponden a las distintas situaciones de datos de entrada propuestas por Sokolowski y Banks(2010): datos simples o datos complejos (ausencia de datos, no estacionariedad, correlación entre variables o autocorrelación de una variable consigo misma).

Esta relación se puede establecer a partir de una descripción del comportamiento del sistema proporcionada por expertos del sistema. Algunas de las situaciones que pueden ser identificadas son las siguientes:

- Comportamiento en “rachas” de las variables del sistema. En caso de que variables de naturaleza aleatoria tiendan a presentar persistencia en sus valores, el observador percibirá periodos en los que los valores son anormalmente elevados y periodos en los que son anormalmente bajos (lo que está ligado a la presencia de autocorrelación en las series temporales). En esta situación, será esperable que las hipótesis habitualmente asumidas de independencia e igualdad de distribución no serán aplicables. Esta situación será ampliamente analizada en las secciones 4.2 y 4.3.
- Evolución temporal de la variable. En aquellos casos en que se proporcione información sobre la tendencia o estacionalidad de las variables de interés la asunción de que los valores medios o la distribución son constantes no será válida y por tanto se deberán adoptar modelos no estacionarios.
- Asociación entre variables. Habitualmente en un proceso se pueden dar relaciones de asociación entre distintas fuentes de variabilidad que pueden ser identificadas a priori por expertos del sistema. En estos casos se deberán emplear modelos que recojan efectos los efectos de correlación presentes en los datos.
- Variabilidad en distintas escalas temporales. En ocasiones el comportamiento del sistema es relativamente estable en determinados periodos de tiempo de una escala temporal reducida pero cambios en las condiciones de operación en escalas temporales mayores originan variaciones importantes. Este comportamiento puede implicar la adopción de modelos no estacionarios, aunque no necesariamente ya que pueden estar asociados al fenómeno de Hurst que también se presenta en series estacionarias. En general, identificaremos una situación de variabilidad en múltiples escalas temporales como un caso en que un modelo definido para una escala temporal no permita explicar la variabilidad observada en otra escala temporal diferente. Esta cuestión será tratada en profundidad en la sección 4.4.

En resumen, como metodología para el desarrollo del modelo conceptual proponemos seguir los siguientes pasos:

1. Identificar los elementos del sistema y categorizarlos de acuerdo con un enfoque PPR.

2. Para cada elemento identificar las fuentes de variabilidad relevantes de acuerdo con la tabla anteriormente mostrada.
3. Determinar el conjunto de variables que introducen en el modelo el efecto de la variabilidad presente.
4. Para cada fuente de variabilidad seleccionada caracterizar:
  - a. Escala temporal.
  - b. Nivel de agregación de datos y restricciones para el desarrollo del modelo.
  - c. Propiedades estadísticas.

## 4.2. ESTIMACIÓN DE MODELOS ARTA

Como se ha visto en el capítulo de antecedentes, los modelos ARTA (autoregresivos a cualquier distribución) presentan dos características que los vuelven especialmente interesantes desde el punto de vista de su empleo en simulación: permiten modelar series temporales con cualquier distribución marginal y generar diversas funciones de autocorrelación a partir del proceso autorregresivo AR(p) que se usa para la generación de los valores de la serie. Sin embargo, dos aspectos dificultan su empleo práctico:

- Los métodos de ajuste de procesos ARTA publicados en la literatura y que se han presentado en la sección 3.5 son técnicas específicas que no están disponibles en las herramientas estadísticas generalistas ni tampoco en el software comercial de simulación. Los autores que propusieron esta familia de modelos (Marne C. Cario and Nelson 1996) desarrollaron herramientas de software específicas que permiten realizar el ajuste.
- Las herramientas de software comercial no suelen incorporar esta familia de modelos (por ejemplo ni Delmia Quest, Simio, ExtendSim ni la librería de simulación DesmoJ los incorporan) sino que requiere de una implementación específica.

En las secciones posteriores de este capítulo se hará uso de los modelos ARTA para el estudio de los efectos de autocorrelación en sistemas de producción. En este apartado se tratará la estimación de estos modelos a partir de datos con el fin de facilitar su empleo en casos reales.

### 4.2.1. Estimación mediante máxima verosimilitud

Con el objetivo de proporcionar un método que permita ajustar procesos ARTA a partir de una muestra de datos empleando herramientas de software estadístico convencionales, en esta sección se presentará la aplicación del método de máxima verosimilitud para el ajuste de esta familia de procesos. Para ello será necesario obtener en primer lugar la función de verosimilitud para una muestra

de  $n$  datos de un proceso ARTA( $p$ ), donde  $p$  es el orden del proceso de autocorrelación. Se empleará la siguiente notación:

- $\{y_t; t \in 1, \dots, n\}$  es una muestra de  $n$  valores de un proceso ARTA( $p$ ) de orden  $p$  e  $\vec{y} = (y_1, \dots, y_n)$  es la variable aleatoria multidimensional que representa los valores de dicha muestra.
- $\{z_t; t \in 1, \dots, n\}$  es una muestra de  $n$  valores de un proceso autorregresivo AR( $p$ ) de orden  $p$  con distribución marginal  $N(0,1)$  y  $\vec{z} = (z_1, \dots, z_n)$  es la variable aleatoria multidimensional que representa los valores de dicha muestra.
- $\gamma_1 = \text{cov}(z_t, z_{t-1})$  es la función de autocovarianza de la serie AR( $p$ ) que puede ser obtenida mediante las ecuaciones de Yule-Walker a partir de sus parámetros  $\varphi_1, \dots, \varphi_p$ .
- $\Sigma = [\text{cov}(z_i, z_j)] = [\gamma_{|i-j|}]$  es la matriz de autocovarianzas de la muestra de  $n$  valores del proceso AR( $p$ ) en la que  $\sigma_e$  es la desviación estándar del proceso de error gaussiano blanco definido en la ecuación.

Asumiremos además que el proceso autorregresivo es invertible y en consecuencia estacionario. La condición de invertibilidad se establece a partir de la factorización del polinomio de desfases:

$$\left(1 - \sum_{i=1}^p \varphi_i \cdot B^i\right) x_t = \left(\prod_{i=1}^p (1 - \lambda_i B)\right) x_t = \varepsilon_t \quad (28)$$

El proceso es invertible si se puede transformar en un modelo de la forma MA( $\infty$ ), en lo que constituye la representación de Wold para un proceso AR( $p$ ):

$$x_t = \left(\prod_{i=1}^p \frac{1}{(1 - \lambda_i B)}\right) \varepsilon_t = \left(\prod_{i=1}^p \sum_{j=0}^{\infty} \lambda_i^j B^j\right) \varepsilon_t = \left(1 + \sum_{i=1}^{\infty} \vartheta_i B^i\right) \varepsilon_t \quad (29)$$

La condición de invertibilidad consiste en que los valores  $\lambda_i$  deben ser menores a 1 en valor absoluto ya que entonces cada término del producto puede ser desarrollado en forma de serie de Taylor, es decir,  $|\lambda_i| < 1$ . Esta factorización se relaciona con las raíces del polinomio de desfases mediante la relación  $\lambda_i = \frac{1}{\zeta_i}$ , siendo  $\zeta_i$  las raíces del polinomio. Por tanto la condición de invertibilidad es equivalente a  $|\zeta_i| > 1$ . Ha de tenerse en cuenta que éstas pueden ser valores complejos. Se puede demostrar que la condición de invertibilidad es una condición necesaria y suficiente de estacionaridad de un proceso AR( $p$ ).

La función de verosimilitud se obtiene a partir de la distribución conjunta de una muestra condicionada a unos valores dados de los parámetros del modelo estadístico:

$$\mathcal{L}(\vec{x} | \theta_1, \dots, \theta_k) = f_{\vec{x}}(\vec{x}; \theta_1, \dots, \theta_k) \quad (30)$$

Donde  $\vec{x}$  denota el vector de variables de una muestra de tamaño  $n$ ,  $f_{\vec{x}}$  denota la función de distribución conjunta para el vector de variables de la muestra y  $\theta_1, \dots, \theta_k$  denotan los  $k$  parámetros de la función de distribución conjunta.

Para un proceso autorregresivo de orden  $k$ , la función de distribución conjunta de la muestra es una distribución normal multivariante con matriz de covarianza  $\Sigma$ :

$$\mathcal{L}(\vec{z} | \varphi_1, \dots, \varphi_p) = (2\pi)^{-n/2} \cdot |\Sigma|^{-1/2} \cdot e^{-\frac{1}{2} \vec{z}^T \Sigma^{-1} \vec{z}} \quad (31)$$

A partir de la función de distribución conjunta de la muestra del proceso autorregresivo podemos obtener la función de distribución conjunta de la muestra del proceso ARTA mediante transformación, empleando la transformación inversa a la dada por la ecuación (6):

$$y_i = F_y^{-1}(\Phi(z_i)) \rightarrow z_i = \Phi^{-1}(F_y(y_i)) \quad (32)$$

La función de distribución conjunta de la muestra  $\{y_i\}$  vendrá dada entonces por la siguiente expresión:

$$f_{\vec{y}}(\vec{y}; \theta_1, \dots, \theta_k) = f_{\vec{x}}(\Phi^{-1}(F_y(\vec{y})); \theta_1, \dots, \theta_k) \cdot |J| \quad (33)$$

Donde  $|J| = \left| \frac{\partial(z_1, \dots, z_n)}{\partial(y_1, \dots, y_n)} \right|$  es el valor absoluto del jacobiano de la transformación y  $\Phi^{-1}(F_y(\vec{y}))$  es el vector que se obtiene aplicando la transformación ARTA inversa al vector  $\vec{y}$ .

El jacobiano de la transformación se obtiene a partir de las derivadas de la función de transformación inversa:

$$\frac{\partial z_i}{\partial y_j} = \frac{\partial \Phi^{-1}(F_y(y_i))}{\partial F_y} = \frac{\partial \Phi^{-1}(F_y(y_i))}{\partial F} \cdot \frac{\partial F_y}{\partial y_j}(y_i) \cdot \delta_{i,j} \quad (34)$$

Que es equivalente a:

$$\frac{\partial z_i}{\partial y_j} = \frac{f_y(y_i)}{f_{N(0,1)}(\Phi^{-1}(F_y(y_i)))} \cdot \delta_{i,j} \quad (35)$$

Donde  $f_y$  es la función de densidad de la distribución marginal de la variable  $y$  y  $f_{N(0,1)}$  es la función de densidad de la distribución normal estándar.

Por tanto el jacobiano resulta:

$$|J| = \begin{vmatrix} \frac{\partial z_1}{\partial y_1} & \dots & 0 \\ \vdots & & \vdots \\ 0 & \dots & \frac{\partial z_n}{\partial y_n} \end{vmatrix} = \prod_{i=0}^n \frac{f_y(y_i)}{f_{N(0,1)}(\Phi^{-1}(F_y(y_i)))} \quad (36)$$

Dado que las funciones de densidad son positivas, se asegura que el jacobiano tenga valores positivos para cualquier valor posible de las variables del modelo.

Suponiendo que la distribución marginal de  $y_t$  depende de  $k$  parámetros  $f_y(y_t|\theta_1, \dots, \theta_k)$  y substituyendo en (31) se obtiene la función de verosimilitud para el proceso ARTA:

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\vec{y}|\theta_1, \dots, \theta_k, \varphi_1, \dots, \varphi_p) \\ = (2\pi)^{-n/2} \cdot |\Sigma|^{-1/2} \cdot e^{-\frac{1}{2} \Phi^{-1}(F_y(\vec{y}))^T \Sigma^{-1} \Phi^{-1}(F_y(\vec{y}))} \\ \cdot \prod_{i=1}^n \frac{f_y(y_i)}{f_{N(0,1)}(\Phi^{-1}(F_y(y_i)))} \end{aligned} \quad (37)$$

Que tomado logaritmos resulta en la función logarítmica de verosimilitud:

$$\begin{aligned} \ell(\vec{y}|\theta_1, \dots, \theta_k, \varphi_1, \dots, \varphi_p) \\ = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln|\Sigma| - \frac{1}{2} \Phi^{-1}(F_y(\vec{y}))^T \Sigma^{-1} \Phi^{-1}(F_y(\vec{y})) \\ + \sum_{i=1}^n \ln(f_y(y_i)) - \sum_{i=1}^n \ln\left(f_{N(0,1)}(\Phi^{-1}(F_y(y_i)))\right) \end{aligned} \quad (38)$$

Substituyendo el logaritmo de la función de densidad de la distribución normal estándar, resulta:

$$\begin{aligned} \ell(\vec{y}|\theta_1, \dots, \theta_k, \varphi_1, \dots, \varphi_p) \\ = \sum_{i=1}^n \ln(f_y(y_i)) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \Phi^{-1}(F_y(y_i))^2 - \frac{1}{2} \ln|\Sigma| \\ - \frac{1}{2} \Phi^{-1}(F_y(\vec{y}))^T \Sigma^{-1} \Phi^{-1}(F_y(\vec{y})) \end{aligned} \quad (39)$$

En la expresión anterior, los términos de la función de verosimilitud se pueden interpretar como sigue:

- El término  $\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \Phi^{-1}(F_y(y_i))^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n z_i^2 = \frac{n}{2} \hat{\alpha}_2$  es el momento de segundo orden de la muestra de la serie transformada  $z_i$ . Si la muestra proviniese efectivamente de la distribución  $F_y$  con los parámetros  $\theta_1, \dots, \theta_k$  entonces la

serie  $z_i$ , de acuerdo con la definición de proceso ARTA, presentaría una distribución normal estándar y por tanto, para  $n$  suficientemente grande, este término debería de ser igual a  $\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n z_i^2 \approx \frac{n}{2}$ . Por tanto, este término nos dará una indicación de si la distribución marginal seleccionada es adecuada para representar los datos ya que para los valores de los parámetros del proceso estimados por máxima verosimilitud su valor deberá ser cercano al valor anteriormente indicado.

- Por otro lado, el término  $\sum_{i=1}^n \ln(f_y(y_i))$  es la función logarítmica de verosimilitud para la distribución marginal.
- El término  $\frac{1}{2} \ln|\Sigma| = \frac{1}{2} \ln(\gamma_0^n |P|) = \frac{n}{2} \ln(\gamma_0) + \frac{1}{2} \ln|P| = \frac{1}{2} \ln|P|$  ya que  $\gamma_0 = 1$  por la condición impuesta de que la distribución marginal del proceso transformado es una normal estándar.  $P$  denota la matriz de autocorrelación del proceso AR(p) y es la contribución a la entropía de una distribución normal multivariante asociada a su varianza y a los efectos de autocorrelación. La máxima entropía se da en el caso de que no exista autocorrelación en la muestra, ya que entonces  $|P| = |I_n| = 1$ . Este término favorece que en la optimización el valor de los parámetros del proceso autorregresivo sean próximos a 0.
- El término restante,  $-\frac{1}{2} \vec{z}^T \Sigma^{-1} \vec{z}$ , es la función de verosimilitud de un proceso AR(p) descontando el término de entropía anteriormente indicado. Dado que la matriz de covarianzas es una matriz semidefinida positiva, este término siempre será negativo ya que  $\vec{z}^T \Sigma^{-1} \vec{z} \geq 0$ .

La estimación de los parámetros del modelo ARTA mediante el método de máxima verosimilitud se plantea entonces como un problema de optimización en el que se deberá obtener el conjunto de parámetros de la distribución marginal y del proceso autorregresivo que maximicen la función de verosimilitud. En la práctica, por conveniencia, se plantea el problema análogo de minimización del negativo de la función logarítmica de verosimilitud:

$$\begin{aligned} & \min -\ell(\vec{y} | \theta_1, \dots, \theta_k, \varphi_1, \dots, \varphi_p) \\ & \text{sujeto a:} \\ & 1 - \sum_{i=1}^p \varphi_i \cdot B^i = \prod_{i=1}^p (\lambda_i - B) \\ & |\lambda_i| < 1 \end{aligned} \quad (40)$$

La restricción indicada establece que la serie temporal sea invertible, lo que garantiza su estacionaridad. En caso de que una solución de prueba dada por un conjunto de parámetros del proceso autorregresivo no cumpla la condición de invertibilidad, se considera una solución infactible.

Adicionalmente, en función de las características de la distribución marginal seleccionada, se pueden requerir restricciones adicionales que limiten el rango de valores adoptados por los parámetros de la distribución  $\theta_1, \dots, \theta_k$ . Por ejemplo, si

se está ajustando una distribución exponencial, su media deberá ser mayor o igual a cero.

La obtención del estimador de máxima verosimilitud de los parámetros dependerá de la distribución marginal específica que se desee modelar. Sin embargo, derivando la función logarítmica de verosimilitud con respecto a los parámetros del modelo se pueden obtener algunas propiedades relevantes sobre los parámetros.

Derivando la función de verosimilitud con respecto al parámetro de la distribución marginal  $\theta_j$  se obtiene:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ell(\vec{y} | \theta_1, \dots, \theta_k, \varphi_1, \dots, \varphi_p)}{\partial \theta_j} &= \sum_{i=1}^n \frac{\partial \ln(f_y(y_i))}{\partial \theta_j} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \frac{\partial \left( \Phi^{-1}(F_y(y_i))^2 \right)}{\partial \theta_j} \\ &\quad - \frac{1}{2} \frac{\partial \left( \Phi^{-1}(F_y(\vec{y}))^T \Sigma^{-1} \Phi^{-1}(F_y(\vec{y})) \right)}{\partial \theta_j} = 0 \end{aligned} \quad (41)$$

La expresión anterior se puede escribir de un modo más conveniente usando el vector  $\vec{z} = \Phi^{-1}(F_y(\vec{y}))$  que es el vector de la muestra transformada mediante la transformación ARTA. La ecuación entonces resulta:

$$\frac{\partial \ell}{\partial \theta_j} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{f_y(y_i)} \cdot \frac{\partial f_y(y_i)}{\partial \theta_j} + \frac{1}{2} \frac{\partial (\vec{z}^T (I_n - \Sigma^{-1}) \vec{z})}{\partial \theta_j} = 0 \quad (42)$$

Que es igual a:

$$\frac{\partial \ell}{\partial \theta_j} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{f_y(y_i)} \cdot \frac{\partial f_y(y_i)}{\partial \theta_j} + \vec{z}^T (I_n - \Sigma^{-1}) \frac{\partial \vec{z}}{\partial \theta_j} = 0 \quad (43)$$

Y finalmente resulta:

$$\sum_{i=1}^n \frac{1}{f_y(y_i)} \cdot \frac{\partial f_y(y_i)}{\partial \theta_j} = \vec{z}^T (\Sigma^{-1} - I_n) \frac{\partial \vec{z}}{\partial \theta_j} \quad (44)$$

Donde  $\frac{\partial \vec{z}}{\partial \theta_j} = \left[ \frac{1}{\Phi'(z_i)} \cdot \frac{\partial F_y(\vec{y})}{\partial \theta_j} \right]$ .

El término izquierdo de la ecuación anterior corresponde a la ecuación que sería empleada para obtener el estimador de máxima verosimilitud asumiendo que  $y_i$  es *i.i.d.* Por tanto se ve que el estimador de máxima verosimilitud para el proceso ARTA en general difiere del que se obtendría sin autocorrelación. Esa

diferencia depende del término  $\bar{z}^T(\Sigma^{-1} - I_n) \frac{\partial \bar{z}}{\partial \theta_j}$  que depende de la matriz de autocovarianzas del proceso autorregresivo y por tanto de los parámetros del proceso AR. Una conclusión evidente de este hecho es que el problema de optimización formulado para la obtención de los estimadores de máxima verosimilitud es en general no separable y por tanto los parámetros del modelo autorregresivo de  $y$  y de la distribución marginal deben de ser estimados conjuntamente.

En los casos en que  $\bar{z}^T(\Sigma^{-1} - I_n) \frac{\partial \bar{z}}{\partial \theta_j} = 0$  entonces la estimación de los parámetros del proceso se reduce al método de máxima verosimilitud asumiendo muestreo aleatorio. Se ha observado que en la práctica el valor  $\bar{z}^T(\Sigma^{-1} - I_n) \frac{\partial \bar{z}}{\partial \theta_j}$  suele ser muy bajo por lo que en muchas situaciones las diferencias entre el ajuste obtenido por el método de máxima verosimilitud conjunto para los parámetros de la distribución marginal y del proceso autorregresivo no es relevante.

Esta observación condujo a proponer un método de ajuste simplificado para los parámetros del proceso ARTA que será denominado como “método simplificado en dos pasos”. En este caso el ajuste de los parámetros del proceso se realizará obteniendo en primer lugar los parámetros de la distribución marginal  $\widehat{\theta}_1, \dots, \widehat{\theta}_k$  y a continuación, a partir de estos valores, obtener la muestra transformada y ajustarla mediante el método de máxima verosimilitud para procesos AR.

Es decir, en primer lugar se obtienen las estimaciones de los parámetros de la distribución marginal  $\widehat{\theta}_1, \dots, \widehat{\theta}_k$  a partir del sistema de ecuaciones:

$$\sum_{i=1}^n \frac{1}{f_y(y_i)} \cdot \frac{\partial f_y(y_i)}{\partial \theta_j} = 0 \quad (45)$$

Y a continuación se obtienen los parámetros estimados  $\widehat{\varphi}_1, \dots, \widehat{\varphi}_p$  del modelo autorregresivo a partir del sistema de ecuaciones:

$$\frac{\partial \ell(\bar{y} | \theta_1, \dots, \theta_k, \varphi_1, \dots, \varphi_p)}{\partial \varphi_l} = -\frac{1}{2} \cdot \frac{\partial \ln |\Sigma|}{\partial \varphi_l} - \frac{1}{2} \bar{z}^T \cdot \frac{\partial \Sigma^{-1}}{\partial \varphi_l} \cdot \bar{z} = 0 \quad (46)$$

Que es equivalente a:

$$\frac{1}{|\Sigma|} \cdot \frac{\partial |\Sigma|}{\partial \varphi_l} + \bar{z}^T \cdot \frac{\partial \Sigma^{-1}}{\partial \varphi_l} \cdot \bar{z} = 0 \quad (47)$$

Como se ve, la estimación de los parámetros del modelo autorregresivo depende también de la muestra transformada y por tanto de los parámetros de la distribución marginal. Sin embargo en el método simplificado en dos pasos se puede realizar la estimación de los parámetros del modelo autorregresivo sin tener en cuenta su interacción con los parámetros de la distribución marginal.



### 4.2.2. Implementación en R

Dada la formulación del problema de ajuste de un modelo ARTA presentada en la sección anterior, es posible estimar sus parámetros para una distribución marginal seleccionada y un proceso autorregresivo de orden  $p$  empleando los métodos numéricos habitualmente disponibles en un software estadístico. En el trabajo desarrollado en esta tesis se ha realizado una implementación en R del método empleando exclusivamente rutinas de sus librerías estándar. Como solución inicial para el método numérico de optimización se parte de la solución proporcionada por el método simplificado en dos pasos.

El procedimiento de cálculo se resume en los siguientes pasos:

1. Asumiendo la hipótesis *i.i.d.*, obtener una estimación inicial de los parámetros de la distribución marginal  $\widehat{\theta}_1', \dots, \widehat{\theta}_k'$  empleando el método de máxima verosimilitud.
2. Transformar los datos de la muestra empleando la distribución ajustada en el paso 1.
3. Obtener una estimación inicial de los parámetros  $\widehat{\varphi}_1', \dots, \widehat{\varphi}_p'$  del proceso autorregresivo ajustando un proceso  $AR(p)$  para los datos transformados en el paso 2.
4. Evaluar el valor de la función de verosimilitud de la solución inicial dada por los parámetros ajustados en los pasos 1 y 2  

$$l^* = \ell(\bar{y} | \widehat{\theta}_1, \dots, \widehat{\theta}_k, \widehat{\varphi}_1, \dots, \widehat{\varphi}_p).$$
5. Definir un valor de referencia suficientemente bajo de la función de verosimilitud que será asignado a las soluciones no factibles (que no cumplen las restricciones del problema). Se puede usar como valor  $-c \cdot |l^*|$  donde  $c$  es una constante a la que asignar un valor elevado como 100.
6. Mediante un procedimiento numérico, en este caso un algoritmo de tipo Newton implementado en la función *nlm* de R, obtener el conjunto de valores de los parámetros que minimizan el negativo de la función logarítmica de verosimilitud. Así se obtiene la solución  $\widehat{\theta}_1, \dots, \widehat{\theta}_k, \widehat{\varphi}_1, \dots, \widehat{\varphi}_p$  que es el estimador de máxima verosimilitud del proceso ARTA.

A continuación se muestra el código implementado en R para la evaluación de la función de verosimilitud del proceso ARTA. Los argumentos de la función son:

- **phi**: Vector con los parámetros  $\varphi_1, \dots, \varphi_p$  del proceso autorregresivo.
- **x\_t**: Datos de la serie temporal.
- **pfunc**: Función de distribución marginal inversa.
- **dfunc**: Función de densidad de la distribución marginal.
- **...**: Parámetros  $\theta_1, \dots, \theta_k$  de la función de distribución marginal.

La función de verosimilitud se obtiene como sigue:

```
llARTA <- function (phi, x_t, pfunc, dfunc, ...) {
  # Número de datos de la muestra:
  n <- length(x_t)
  # Orden del proceso autorregresivo:
  p <- length(phi)
  # Transformación ARTA de la muestra en una variable con distribución normal
  estándar:
  z_t <- pfunc(x_t, ...)
  z_t <- qnorm(z_t, 0, 1)

  # Verificación de la restricción de invertibilidad:
  rootsLag <- polyroot(c(1, -phi))
  if (length(rootsLag[abs(rootsLag) <= 1]) > 0) {
    return(list(likelihood=NA))
  }

  # Obtención del vector de autocovarianzas del proceso autorregresivo:
  ro <- as.double(ARMAacf(ar = phi, lag.max = n-1))
  result <- list(acf = ro)

  # Construcción de la matriz de autocovarianzas del proceso autorregresivo a
  partir de sus parámetros:
  sig <- sigmaMatrix(phi, n)

  # Calculo del determinante de la matriz de autocovarianzas:
  d_sig <- det(sig)

  result$determinant <- d_sig

  # Evaluación de la función logarítmica de verosimilitud:
  L <- -1/2*log(d_sig)
  result$term1 <- as.double(L)
  L <- L - 1/2 * (t(z_t) %*% (solve(sig) %*% z_t))
  result$term2 <- as.double(- 1/2 * (t(z_t) %*% (solve(sig) %*% z_t)))
  L <- L + sum(log(dfunc(x_t, ...)))
  result$term3 <- as.double(sum(log(dfunc(x_t, ...))))
  L <- L + 1/2*sum(z_t^2)
  result$term4 <- as.double(1/2*sum(z_t^2))

  result$likelihood <- -as.double(L)

  return(result)
}
```

#### 4.2.3. Validación de los estimadores con experimentación numérica.

Una vez obtenidos los estimadores del proceso ARTA, interesa saber si estos estimadores presentan unas propiedades que los hagan útiles desde el punto de vista de su empleo en un modelo de simulación de eventos discretos. Desde un punto de vista teórico las propiedades que habitualmente se analizan de un estimador son:

- Sesgo. Si el valor esperado del estimador presenta una desviación con respecto al valor del parámetro.
- Consistencia. Consiste en si el estimador converge en probabilidad al valor del parámetro o no.
- Eficiencia. Es una medida de la varianza del estimador. Cuanto mayor sea la eficiencia de un estimador menor será el tamaño de muestra necesario para obtener una estimación con una precisión requerida.
- Suficiencia. Indica si un estimador extrae toda la información que una muestra contiene sobre el parámetro.

Aunque los estimadores de máxima verosimilitud no sean necesariamente eficientes para muestras pequeñas, generalmente, asumiendo ciertas condiciones de regularidad de la distribución, son consistentes y eficientes para grandes muestras. Esto hace que el método propuesto garantice que al menos con muestras grandes sea posible realizar el ajuste de los parámetros del modelo para las distribuciones marginales que suele interesar emplear en simulación de procesos industriales.

En la sección 4.2.1 se ha proporcionado una definición del estimador de máxima verosimilitud para el proceso ARTA genérico en la que no se ha especificado una distribución marginal concreta. Tampoco se da una expresión analítica para el estimador sino que su obtención se expresa como un problema de optimización no lineal. Todo esto lo hace útil desde el punto de vista de la aplicación de métodos numéricos, pero no permite realizar un estudio analítico de las propiedades del estimador.

Por ello en esta sección se ha optado por el estudio mediante experimentos numéricos de los sesgos producidos por el método de máxima verosimilitud en casos representativos del análisis de datos de entrada para simulación. Esto no permite generalizar las conclusiones para cualquier situación, pero sí validar si es un método adecuado para los casos de interés que habitualmente se presentan en el estudio de un sistema de producción.

Para ello se planteó un experimento numérico consistente en generar mediante simulación de Montecarlo muestras de  $N$  valores de una serie temporal siguiendo un proceso ARTA conocido y posteriormente ajustarlas al proceso ARTA empleando la técnica expuesta. Además, también se han obtenido las estimaciones mediante el método de ajuste en dos pasos. De esta manera se puede estudiar si el proceso de ajuste introduce sesgos relevantes en la estimación en función del tamaño de la muestra para cualquier variable de interés y también si el método en dos pasos proporciona una precisión suficiente. En este experimento numérico podemos distinguir dos posibles fuentes de variaciones en los valores estimados con respecto a los valores empleados en la generación:

- El sesgo introducido por el proceso de generación aleatoria de la muestra que es empleada para ajuste.

- El sesgo introducido en el ajuste por el método de máxima verosimilitud.

El diseño del experimento ha sido planteado con el fin de considerar el efecto de los siguientes factores:

- La distribución marginal. En este caso se han escogido dos: la distribución exponencial y la log-normal. La distribución exponencial es de gran interés ya que es la que habitualmente caracteriza los procesos de llegadas bien sea de insumos a un proceso o pedidos y órdenes de trabajo. La distribución log-normal también es de gran interés ya que es una distribución adecuada para representar duraciones de actividades humanas. Esto se debe a que recoge la asimetría que habitualmente se da en los tiempos de ciclo y es una función relativamente sencilla que sólo depende de dos parámetros que son los que fundamentalmente determinan el proceso de generación de colas: los dos primeros momentos de la distribución. Los parámetros de la distribución log-normal escogidos fueron  $\mu = 2,5$  y  $\sigma = 0,5$  y de la distribución exponencial  $\lambda = 1$ . En el caso de la distribución log-normal, el proceso ARTA resultante se corresponde con un proceso autorregresivo logarítmico convencional ya que en este caso la transformación ARTA se reduce a  $y_t = e^{z_t}$ . Por tanto en este caso no se deberían de observar diferencias apreciables entre el método en dos etapas y el método de máxima verosimilitud. El estudio de esta distribución será adoptado como medio para validar los métodos de ajuste implementados.
- El tamaño de la muestra. Al incrementar el tamaño de una muestra habitualmente se reduce la varianza de un estimador. Desde este punto de vista interesa determinar si los tamaños de muestra con que se cuenta en un trabajo de simulación de eventos discretos permiten una estimación razonablemente precisa de los parámetros del modelo. En este caso se consideran tres posibles tamaños de muestra: 40, 100 y 200 observaciones.
- Los coeficientes del modelo autorregresivo. Con el fin de determinar si los propios valores del modelo autorregresivo afectan a la estabilidad del método numérico empleado o a la varianza del estimador, se han generado resultados para los valores del coeficiente de primer orden entre -0,75 y 0,75 con incrementos de 0,25.

Para cada tratamiento del experimento se realizaron un total de 200 réplicas. Las variables de respuesta medidas abarcaron:

- Las medias y desviaciones de la muestra original ( $\bar{y}$  y  $S$ ) obtenidas en cada réplica de la simulación, el proceso ARTA ajustado por máxima verosimilitud ( $\widehat{\mu}_y$  y  $\widehat{\sigma}_y$ ) y el ajuste obtenido por el método en dos pasos ( $\widehat{\mu}_y'$  y  $\widehat{\sigma}_y'$ ). Para ello se muestrearon las diferencias  $b_\mu = \bar{y} - \widehat{\mu}_y$ ,  $b_{\mu'} = \bar{y} - \widehat{\mu}_y'$ ,  $b_\sigma = S - \widehat{\sigma}_y$  y  $b_{\sigma'} = S - \widehat{\sigma}_y'$ . La comparación entre la media y desviación de la muestra y de los modelos ARTA ajustados proporciona una medida del sesgo introducido en los dos primeros momentos de la distribución marginal como conse-

cuencia del proceso de ajuste sin tener en cuenta la desviación introducida en el proceso de muestreo.

- Los coeficientes de autocorrelación de primer y segundo orden de la muestra original ( $r_1$  y  $r_2$ ), el proceso ARTA ajustado por máxima verosimilitud ( $\widehat{\rho}_1$  y  $\widehat{\rho}_2$ ) y el ajuste obtenido por el método en dos pasos ( $\widehat{\rho}'_1$  y  $\widehat{\rho}'_2$ ). Estas variables proporcionan una medida de los sesgos introducidos por el método de ajuste en la función de autocorrelación.
- Los parámetros del modelo ARTA iniciales, los del proceso ARTA ajustado por máxima verosimilitud y el ajuste obtenido por el método en dos pasos. La comparación entre estas variables proporciona una medida del sesgo conjunto introducido por el proceso de muestreo y de ajuste por máxima verosimilitud.

Para analizar los resultados se han empleado el test T para la media o diferencia de medias asumiendo como hipótesis nulas las siguientes:

- Que los sesgos introducidos por el proceso de ajuste en la media y desviación de la distribución son nulos:  $b_{\bar{y}} = 0$ ,  $b_{s_{y'}} = 0$ ,  $b_s = 0$  y  $b_{s_{y'}} = 0$ .
- Que los sesgos introducidos por el proceso de ajuste en el primer y segundo coeficiente de autocorrelación del proceso son nulos:  $r_1 - \widehat{\rho}_1 = 0$ ,  $r_2 - \widehat{\rho}_2 = 0$ ,  $r_1 - \widehat{\rho}'_1 = 0$  y  $r_2 - \widehat{\rho}'_2 = 0$ .
- Que los sesgos introducidos en la estimación de los parámetros del proceso ARTA son nulos:  $\mu_y - \widehat{\mu}_y = 0$ ,  $\mu_y - \widehat{\mu}_{x'} = 0$ ,  $\sigma_y - \widehat{\sigma}_y = 0$ ,  $\sigma_y - \widehat{\sigma}_{y'} = 0$ ,  $\lambda - \widehat{\lambda}_y = 0$ ,  $\lambda - \widehat{\lambda}_{y'} = 0$ ,  $\varphi_y - \widehat{\varphi}_y = 0$  y  $\varphi_y - \widehat{\varphi}_{y'} = 0$ .

El análisis de los resultados del experimento se ha centrado en la obtención de intervalos de confianza del 95% para las variables de respuesta indicadas anteriormente. La Tabla 6 y la Tabla 7 muestran los resultados para los sesgos con respecto a la media y desviación estándar de la muestra. Las diferencias estadísticamente significativas se indican en negrita y con un asterisco a la derecha de la mitad del ancho del intervalo. De estos primeros resultados se puede concluir:

- Los sesgos observados para la media y la desviación de la distribución log-normal son por lo general bajos, con órdenes de magnitud entre 1% y 0,01%, lo que es una precisión aceptable desde el punto de vista del desarrollo de un modelo de simulación de una planta. Las principales diferencias se observan para los casos con un bajo número de datos en la muestra (40) y alta autocorrelación positiva o negativa como es esperable. En general, la presencia de autocorrelación positiva, especialmente, se traduce en una necesidad de muestras mayores ya que se ha de calibrar un modelo con más parámetros y la convergencia de los estadísticos de autocorrelación es más lenta que estadísticos como la media muestral.

Tabla 6. Sesgo relativo en la estimación de la media y desviación del modelo ARTA con respecto a la muestra para la distribución  $\log N(2,5, 0,5)$ . 200 réplicas del experimento.

Phi	N	$b_{\bar{y}}$	$b_S$	$b_{\bar{y}'}$	$b_{S'}$
-0.75	40	0.03% ± 0.17%	<b>-1.89% ± 1.20%*</b>	<b>-0.15% ± 0.07%*</b>	<b>-2.88% ± 1.03%*</b>
	100	0.06% ± 0.08%	-0.24% ± 1.09%	-0.01% ± 0.06%	-0.52% ± 1.08%
	200	-0.02% ± 0.05%	-0.54% ± 0.76%	-0.03% ± 0.04%	-0.66% ± 0.76%
-0.5	40	<b>-0.14% ± 0.12%*</b>	<b>-2.41% ± 1.16%*</b>	<b>-0.14% ± 0.08%*</b>	<b>-2.46% ± 1.14%*</b>
	100	0.01% ± 0.06%	-0.25% ± 0.94%	-0.02% ± 0.06%	-0.28% ± 0.95%
	200	-0.02% ± 0.05%	-0.57% ± 0.73%	-0.02% ± 0.05%	-0.54% ± 0.73%
-0.25	40	-0.03% ± 0.12%	-1.05% ± 1.36%	-0.04% ± 0.10%	-1.05% ± 1.35%
	100	0.04% ± 0.08%	0.44% ± 1.19%	0.04% ± 0.08%	0.44% ± 1.19%
	200	0.02% ± 0.05%	0.28% ± 0.81%	0.02% ± 0.05%	0.27% ± 0.81%
0	40	-0.04% ± 0.11%	-0.87% ± 1.33%	-0.03% ± 0.10%	-0.85% ± 1.33%
	100	<b>-0.07% ± 0.07%*</b>	-0.83% ± 0.99%	<b>-0.07% ± 0.07%*</b>	-0.84% ± 0.99%
	200	0.01% ± 0.05%	-0.04% ± 0.81%	0.00% ± 0.05%	-0.04% ± 0.81%
0.25	40	-0.12% ± 0.13%	-0.24% ± 1.56%	0.01% ± 0.12%	-0.11% ± 1.58%
	100	0.06% ± 0.09%	0.17% ± 1.09%	0.04% ± 0.07%	0.15% ± 1.09%
	200	0.00% ± 0.06%	0.04% ± 0.88%	0.01% ± 0.05%	0.04% ± 0.88%
0.5	40	-0.06% ± 0.33%	<b>-2.34% ± 1.52%*</b>	<b>-0.14% ± 0.11%*</b>	<b>-2.26% ± 1.49%*</b>
	100	0.03% ± 0.11%	-0.51% ± 1.01%	-0.02% ± 0.07%	-0.55% ± 1.03%
	200	-0.01% ± 0.07%	-0.47% ± 0.85%	-0.01% ± 0.06%	-0.46% ± 0.85%
0.75	40	0.29% ± 0.60%	<b>-1.87% ± 1.68%*</b>	<b>-0.13% ± 0.13%*</b>	<b>-2.30% ± 1.61%*</b>
	100	-0.20% ± 0.30%	<b>-1.68% ± 1.33%*</b>	<b>-0.10% ± 0.09%*</b>	<b>-1.78% ± 1.20%*</b>
	200	0.00% ± 0.17%	-0.65% ± 1.26%	-0.02% ± 0.08%	-0.75% ± 1.24%

Tabla 7. Sesgo relativo en la estimación de la media y desviación del modelo ARTA con respecto a la muestra para la distribución exponencial.

Phi	N	$b_{\bar{y}}$	$b_S$	$b_{\bar{y}'}$	$b_{S'}$
-0.75	40	1.30% ± 2.32%	<b>5.60% ± 3.70%*</b>	3.28% ± 3.50%	<b>7.57% ± 5.06%*</b>
	100	0.56% ± 1.53%	<b>3.22% ± 2.67%*</b>	1.84% ± 2.32%	<b>4.50% ± 3.58%*</b>
	200	0.71% ± 1.13%	1.67% ± 2.00%	0.88% ± 1.75%	1.84% ± 2.69%
-0.5	40	2.35% ± 2.89%	<b>5.50% ± 3.72%*</b>	<b>3.50% ± 3.23%*</b>	<b>6.65% ± 4.27%*</b>
	100	-0.44% ± 2.12%	1.66% ± 2.72%	0.17% ± 2.36%	2.27% ± 3.08%
	200	-0.29% ± 1.36%	0.23% ± 1.89%	-0.04% ± 1.54%	0.49% ± 2.17%
-0.25	40	-1.74% ± 3.65%	-0.31% ± 4.22%	-1.99% ± 3.73%	-0.56% ± 4.39%
	100	<b>3.06% ± 2.33%*</b>	<b>5.24% ± 2.60%*</b>	<b>3.33% ± 2.38%*</b>	<b>5.51% ± 2.74%*</b>
	200	-0.03% ± 1.65%	0.19% ± 1.99%	0.12% ± 1.67%	0.35% ± 2.08%
0	40	-4.13% ± 4.25%	-0.75% ± 4.47%	-3.64% ± 4.27%	-0.25% ± 4.54%
	100	<b>3.14% ± 2.84%*</b>	<b>5.55% ± 3.11%*</b>	<b>3.09% ± 2.83%*</b>	<b>5.50% ± 3.11%*</b>
	200	0.85% ± 2.03%	1.08% ± 2.22%	0.85% ± 2.03%	1.09% ± 2.22%
0.25	40	<b>6.19% ± 5.35%*</b>	<b>7.88% ± 5.49%*</b>	<b>6.16% ± 5.38%*</b>	<b>7.85% ± 5.40%*</b>
	100	0.54% ± 3.78%	3.32% ± 3.89%	0.28% ± 3.82%	3.07% ± 3.85%
	200	-0.13% ± 2.70%	0.03% ± 2.84%	-0.13% ± 2.74%	0.03% ± 2.83%
0.5	40	<b>8.23% ± 7.43%*</b>	<b>13.97% ± 7.51%*</b>	7.30% ± 7.47%	<b>13.04% ± 7.37%*</b>
	100	3.19% ± 4.58%	<b>6.33% ± 4.67%*</b>	2.55% ± 4.65%	<b>5.69% ± 4.59%*</b>
	200	1.80% ± 3.26%	3.29% ± 3.42%	1.49% ± 3.27%	2.98% ± 3.33%
0.75	40	4.50% ± 10.97%	20.24% ± 10.11%*	1.98% ± 11.34%	17.72% ± 10.22%*
	100	<b>8.24% ± 7.37%*</b>	<b>15.12% ± 6.83%*</b>	7.71% ± 7.81%	<b>14.59% ± 7.07%*</b>
	200	<b>7.05% ± 5.36%*</b>	<b>10.12% ± 5.29%*</b>	<b>6.88% ± 5.61%*</b>	<b>9.95% ± 5.36%*</b>

- En el caso de la distribución exponencial los sesgos observados son claramente mayores, del orden de puntos porcentuales. Esto se explica por un lado por el mayor coeficiente de variación que el de la distribución empleada en el caso anterior (el CV de una exponencial es 1) y porque un único parámetro del ajuste ( $\lambda$ ) ha de capturar los dos momentos de primer orden de la muestra que aunque estén relacionados por el error de muestreo nunca serán iguales.
- En las tablas no se aprecian diferencias relevantes entre los sesgos asociados al empleo del método de máxima verosimilitud conjunto y el método de máxima verosimilitud simplificado en dos etapas.

Por otro lado se han obtenido los sesgos en la estimación de los parámetros del proceso ARTA original mediante ambos métodos de estimación. En la Tabla 8 y en la Tabla 9 se muestran los intervalos de confianza del 95% para la media de las diferencias entre los parámetros de la muestra y del proceso generador de la muestra. Aquellos intervalos de confianza cuya media es distinta de 0 con un nivel de confianza del 95% se resaltan en negrita. De los resultados de las tablas se puede concluir:

- Los sesgos en la estimación de los parámetros del proceso ARTA log-normal son similares entre ambos métodos, lo que lleva a concluir que en el caso de esta distribución el método simplificado de ajuste en dos etapas es asumible en la práctica. El empleo del método de máxima verosimilitud no proporciona mejoras relevantes.
- En el caso de la distribución exponencial, con respecto a la estimación del parámetro  $\lambda$ , el número de casos que muestran sesgos significativos es similar para ambos métodos (11 frente a 10) y las diferencias entre ambos son de magnitudes similares entrando dentro del error de muestreo propio del experimento numérico (las diferencias entre ambos son del orden de magnitud de los intervalos de confianza). Sin embargo, con respecto al parámetro  $\phi_y$ , las diferencias entre los dos métodos sí son relevantes. El método de máxima verosimilitud conduce a sólo 8 casos con sesgos significativos frente a los 12 casos del método en dos pasos. Además, el orden de magnitud de los sesgos de estimación es significativamente mayor para el método en dos pasos para los casos con altos o bajos valores del coeficiente de autocorrelación del proceso. Por ejemplo para el caso  $\phi = 0,75$  el sesgo con el método de máxima verosimilitud es de  $-0.49\% \pm 0.97\%$  frente al sesgo con el método en dos pasos que es  $-6.80\% \pm 1.53\%$ .

**Tabla 8. Sesgo relativo en la estimación de los parámetros del proceso ARTA para la distribución  $\log N(2,5, 0,5)$ . 200 réplicas del experimento.**

Phi	N	$\mu_y - \widehat{\mu}_y$	$\sigma_y - \widehat{\sigma}_y$	$\varphi_y - \widehat{\varphi}_y$	$\mu_y - \widehat{\mu}_{y'}$	$\sigma_y - \widehat{\sigma}_{y'}$	$\varphi_y - \widehat{\varphi}_{y'}$
-0.75	40	0.08% ± 0.17%	<b>-3.42%±2.37%*</b>	<b>2.55%±1.37%*</b>	0.09% ± 0.17%	<b>-2.73%±2.41%*</b>	<b>2.62%±1.37%*</b>
	100	-0.08% ± 0.10%	-0.62% ± 1.95%	0.96% ± 0.96%	-0.07% ± 0.10%	-0.44% ± 1.97%	<b>0.97%±0.96%*</b>
	200	-0.02% ± 0.07%	-0.57% ± 1.25%	<b>0.88%±0.67%*</b>	-0.03% ± 0.07%	-0.48% ± 1.26%	<b>0.88%±0.67%*</b>
-0.5	40	-0.15% ± 0.28%	-1.55% ± 2.05%	1.39% ± 2.02%	-0.16% ± 0.28%	-1.52% ± 2.06%	1.46% ± 2.01%
	100	0.04% ± 0.16%	-0.01% ± 1.28%	0.42% ± 1.28%	0.05% ± 0.16%	-0.02% ± 1.27%	0.43% ± 1.28%
	200	0.12% ± 0.12%	0.03% ± 0.96%	0.26% ± 0.85%	0.12% ± 0.12%	0.01% ± 0.95%	0.26% ± 0.85%
-0.25	40	-0.05% ± 0.33%	0.03% ± 1.79%	<b>-2.45%±2.14%*</b>	-0.04% ± 0.33%	0.02% ± 1.79%	<b>-2.41%±2.14%*</b>
	100	0.10% ± 0.19%	-0.99% ± 1.12%	0.18% ± 1.41%	0.10% ± 0.19%	-0.99% ± 1.13%	0.19% ± 1.40%
	200	-0.09% ± 0.16%	-0.55% ± 0.77%	0.29% ± 1.03%	-0.09% ± 0.16%	-0.54% ± 0.77%	0.29% ± 1.03%
0	40	0.29% ± 0.41%	<b>-1.66%±1.45%*</b>	-1.46% ± 2.20%	0.29% ± 0.41%	<b>-1.68%±1.45%*</b>	-1.45% ± 2.20%
	100	0.27% ± 0.28%	<b>-1.31%±0.93%*</b>	<b>-1.48%±1.36%*</b>	0.27% ± 0.28%	<b>-1.31%±0.93%*</b>	<b>-1.48%±1.36%*</b>
	200	-0.01% ± 0.18%	0.10% ± 0.66%	-0.78% ± 0.92%	-0.01% ± 0.18%	0.10% ± 0.66%	-0.78% ± 0.92%
0.25	40	-0.31% ± 0.54%	<b>-3.73%±1.67%*</b>	<b>-5.36%±2.10%*</b>	-0.37% ± 0.55%	<b>-3.73%±1.67%*</b>	<b>-5.38%±2.09%*</b>
	100	-0.04% ± 0.37%	<b>-1.08%±1.07%*</b>	-0.80% ± 1.38%	-0.03% ± 0.38%	<b>-1.08%±1.07%*</b>	-0.81% ± 1.38%
	200	-0.13% ± 0.24%	-0.68% ± 0.70%	<b>-1.32%±1.01%*</b>	-0.13% ± 0.24%	-0.67% ± 0.70%	<b>-1.32%±1.01%*</b>
0.5	40	0.08% ± 0.80%	<b>-3.26%±1.90%*</b>	<b>-5.75%±1.94%*</b>	0.11% ± 0.81%	<b>-3.39%±1.89%*</b>	<b>-5.80%±1.93%*</b>
	100	0.33% ± 0.47%	<b>-2.32%±1.19%*</b>	<b>-2.93%±1.20%*</b>	0.35% ± 0.47%	<b>-2.34%±1.19%*</b>	<b>-2.94%±1.20%*</b>
	200	<b>-0.49%±0.37%*</b>	-0.57% ± 0.87%	<b>-1.10%±0.87%*</b>	<b>-0.49%±0.37%*</b>	-0.59% ± 0.87%	<b>-1.10%±0.87%*</b>
0.75	40	-0.75% ± 1.11%	<b>-11.03%±2.4%*</b>	<b>-9.95%±1.85%*</b>	-0.59% ± 1.11%	<b>-11.11%±2.4%*</b>	<b>-10.0%±1.85%*</b>
	100	-0.56% ± 0.67%	<b>-5.19%±1.70%*</b>	<b>-3.50%±0.97%*</b>	-0.62% ± 0.67%	<b>-5.01%±1.70%*</b>	<b>-3.51%±0.97%*</b>
	200	0.25% ± 0.51%	<b>-1.70%±1.32%*</b>	<b>-1.26%±0.69%*</b>	0.24% ± 0.52%	<b>-1.64%±1.33%*</b>	<b>-1.26%±0.69%*</b>

**Tabla 9. Sesgo relativo en la estimación de los parámetros del proceso ARTA para la distribución EXP(1). 200 réplicas del experimento.**

Phi	N	$\lambda - \widehat{\lambda}_y$	$\varphi_y - \widehat{\varphi}_y$	$\lambda - \widehat{\lambda}_{y'}$	$\varphi_y - \widehat{\varphi}_{y'}$
-0.75	40	0.45% ± 0.88%	-0.45% ± 0.72%	<b>2.43% ± 1.74%*</b>	<b>5.78% ± 1.84%*</b>
	100	-0.01% ± 0.56%	-0.07% ± 0.49%	<b>1.27% ± 1.17%*</b>	<b>2.95% ± 1.11%*</b>
	200	<b>0.47% ± 0.41%*</b>	-0.03% ± 0.37%	0.64% ± 0.87%	<b>1.18% ± 0.70%*</b>
-0.5	40	1.28% ± 1.42%	<b>-1.72% ± 1.67%*</b>	<b>2.42% ± 1.63%*</b>	<b>1.90% ± 1.83%*</b>
	100	-0.17% ± 1.01%	<b>-1.21% ± 0.99%*</b>	0.44% ± 1.18%	0.55% ± 1.18%
	200	-0.12% ± 0.65%	-0.12% ± 0.67%	0.13% ± 0.77%	0.76% ± 0.83%
-0.25	40	0.14% ± 1.85%	-0.56% ± 2.21%	-0.11% ± 1.90%	0.04% ± 2.15%
	100	<b>1.76% ± 1.18%*</b>	-0.53% ± 1.35%	<b>2.04% ± 1.21%*</b>	0.46% ± 1.38%
	200	0.08% ± 0.82%	<b>-1.21% ± 0.92%*</b>	0.24% ± 0.83%	-0.67% ± 0.93%
0	40	-1.15% ± 2.10%	<b>-5.26% ± 2.72%*</b>	-0.66% ± 2.11%	<b>-3.69% ± 2.31%*</b>
	100	<b>2.11% ± 1.46%*</b>	-0.65% ± 1.59%	<b>2.06% ± 1.45%*</b>	-0.70% ± 1.50%
	200	0.69% ± 1.02%	-0.41% ± 1.08%	0.69% ± 1.02%	-0.40% ± 1.04%
0.25	40	<b>4.95% ± 2.90%*</b>	<b>-3.67% ± 2.27%*</b>	<b>4.92% ± 2.91%*</b>	<b>-5.11% ± 2.04%*</b>
	100	1.32% ± 1.92%	<b>-2.40% ± 1.38%*</b>	1.06% ± 1.96%	<b>-3.43% ± 1.36%*</b>
	200	0.41% ± 1.35%	-0.72% ± 0.95%	0.41% ± 1.37%	-1.00% ± 1.00%
0.5	40	<b>8.03% ± 4.02%*</b>	-0.30% ± 1.74%	<b>7.10% ± 4.01%*</b>	<b>-4.47% ± 1.82%*</b>
	100	<b>3.28% ± 2.34%*</b>	-0.61% ± 1.02%	<b>2.64% ± 2.38%*</b>	<b>-2.48% ± 1.19%*</b>
	200	<b>1.73% ± 1.70%*</b>	0.23% ± 0.73%	1.42% ± 1.68%	-0.46% ± 0.86%
0.75	40	<b>10.82% ± 5.98%*</b>	-0.49% ± 0.97%	<b>8.30% ± 6.24%*</b>	<b>-6.80% ± 1.53%*</b>
	100	<b>8.11% ± 3.94%*</b>	<b>-1.45% ± 0.64%*</b>	<b>7.58% ± 4.31%*</b>	<b>-3.34% ± 0.85%*</b>
	200	<b>5.62% ± 2.74%*</b>	<b>-0.60% ± 0.47%*</b>	<b>5.45% ± 2.94%*</b>	<b>-1.73% ± 0.69%*</b>



- Los sesgos de estimación del parámetro  $\varphi$  de ambas distribuciones y del parámetro  $\sigma$  para la log-normal son significativamente negativos en la mayoría de casos probados con un coeficiente de autocorrelación positivo, lo que quiere decir que en el proceso de muestreo y estimación se tiende a subestimar la presencia de autocorrelación en la serie. Este sesgo es más acusado para la distribución exponencial con un coeficiente de autocorrelación alto empleando el método en dos etapas. El empleo del método propuesto de máxima verosimilitud conduce a menores sesgos de estimación.
- El sesgo de estimación del parámetro  $\lambda$  es significativamente positivo para los casos con coeficiente de autocorrelación positiva de alto orden con ambos métodos. Esto implica que la presencia de autocorrelación conduciría a sobrestimar la tasa de llegada a un proceso. Además en este caso el incremento del tamaño de muestra, aunque conduce a una reducción importante del sesgo, conduce a la necesidad de empleo de muestras de gran tamaño. Con 200 datos en la muestra los errores de estimación son del 5% que es el orden de magnitud habitual de los errores de un modelo de simulación mencionado por algunos autores. Si la muestra no presenta autocorrelación o esta es de baja magnitud (0,25) entonces los sesgos son de un orden de magnitud asumible en simulación de procesos industriales.

Finalmente, podemos concluir que el método de verosimilitud propuesto produce resultados similares a los del método simplificado en dos etapas para la mayor parte de casos analizados excepto para la distribución exponencial con un valor alto del coeficiente de autocorrelación. En este caso la estimación de máxima verosimilitud conduce a menores sesgos en la estimación del parámetro  $\varphi$ . Por otro lado los resultados muestran que en el ajuste de procesos de Poisson a partir de muestras de datos, que es una tarea habitual en simulación de procesos industriales, la presencia de autocorrelación puede conducir a sesgos muy relevantes en la estimación tanto de la media de la serie como de los propios efectos de autocorrelación. El método de máxima verosimilitud propuesto ayuda a limitar la magnitud de los sesgos de estimación de los efectos de autocorrelación aunque no de la tasa de llegadas.

### 4.3. AUTOCORRELACIÓN EN TIEMPOS DE CICLO

Una desviación con respecto a la hipótesis *i.i.d.* fundamental que se puede dar en las series temporales de tiempos de ciclo de un proceso de producción viene dada por la presencia de autocorrelación. Aunque la sola presencia de autocorrelación en los tiempos de ciclo no conduce necesariamente a que el sistema presente un comportamiento altamente variable de acuerdo con la definición establecida anteriormente, el comportamiento en rachas de las variables del proceso puede tener un efecto similar al incremento en el coeficiente de variación de

un proceso y será tomado como punto de referencia para el análisis de modelos estadísticos más complejos en el resto del capítulo.

Aunque algunos autores ya han estudiado previamente el efecto de la autocorrelación en un sistema de colas llegando a las conclusiones de que la autocorrelación positiva incrementa los tamaños de cola y la autocorrelación negativa los reduce, en esta sección se ampliará el análisis de sus efectos con los siguientes objetivos:

- Determinar el efecto que los coeficientes de autocorrelación de orden superior a 1 tiene sobre el rendimiento de una línea de producción.
- Determinar si la presencia de autocorrelación origina cambios en la configuración óptima de capacidad de buffer en una línea, es decir, si es relevante desde el punto de vista del problema de asignación de buffers.
- Determinar si su presencia afecta a las conclusiones que se adoptarían en un estudio comparativo entre distintos sistemas de control de un proceso.

El fin de este estudio es proporcionar un marco de referencia para que en aquellos casos prácticos en que se detecte autocorrelación en las variables de un proceso se pueda determinar a priori qué consecuencias se derivar para el proyecto de simulación. Desarrollar un modelo estadístico que incluya efectos de autocorrelación requiere a menudo de series de datos mayores que en aquellos modelos que no incluyen su efecto, por lo que si a priori se puede descartar que sea un aspecto relevante para los objetivos de análisis entonces se podrá reducir el coste de las actividades de adquisición y análisis de datos.

Como metodología de análisis se ha optado por la simulación debido a que el modelado analítico de líneas de producción no es viable excepto para líneas cortas y bajo hipótesis simplificadoras respecto a las distribuciones de los tiempos de ciclo y tiempos entre llegadas. El estudio se ha centrado en líneas de producción en serie ya que conforman la tipología más básica de un proceso de simulación en la que el rendimiento de la línea viene determinado por los fenómenos de bloqueo y falta de alimentación característicos de cualquier sistema de producción. La aplicación de los resultados a líneas de producción más complejas requeriría de un estudio específico del caso aunque en multitud de situaciones prácticas la aproximación por una línea en serie proporciona una buena estimación inicial de los efectos que estarán presentes en la planta.

El modelo adoptado es el habitualmente empleado en los modelos teóricos de líneas de producción. El proceso se inicia con una entrada de entidades en el sistema que en este caso será asumida como una fuente de capacidad infinita, es decir, siempre habrá entidades disponibles para procesar. La línea consta de un total de  $N$  máquinas con  $N-1$  buffers intermedios. La Figura 2 muestra un diagrama del proceso.

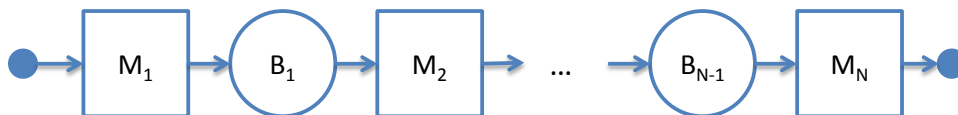


Figura 2. Modelo de línea en serie adoptado para el estudio de los efectos de autocorrelación.

Las máquinas del proceso serán asumidas de capacidad 1, es decir, que sólo puede procesar una entidad al mismo tiempo. Los buffers tendrán capacidad  $B_i$  donde  $i$  hace referencia al índice del buffer en la línea comprendido entre 1 y  $N-1$ .

Los tiempos de ciclo de las máquinas seguirán un proceso ARTA en que la distribución marginal será una log-normal. La elección de la distribución log-normal se basa en que es una distribución para valores positivos (la distribución normal por ejemplo conduciría a la posible generación de tiempos de ciclo negativos), que presenta asimetría y que es una distribución plausible para modelar duraciones de tareas variables como operaciones manuales. La asunción de tiempos de ciclo log-normales implica asumir que la variabilidad en los tiempos de ciclo sería originada por el producto de un conjunto de varios factores de variabilidad que son independientes entre sí. Esta asunción concuerda con la observación empírica de que los coeficientes de variación de tiempos de tarea presentan valores similares independientemente de la escala temporal de duraciones de la tarea. Esta observación apoya la adopción de un modelo multiplicativo de errores.

La asunción de que hay entidades siempre disponibles para procesar en la línea se corresponde con el análisis que se realizaría en el caso de un estudio de capacidad. En un estudio de capacidad de una línea se introduce la mayor tasa posible de entrada de entidades en el proceso  $\lambda$  y se determina la tasa de salida observada  $E$ . La tasa de salida para condiciones de máxima alimentación será denominada *capacidad* de la línea. En función de la relación existente entre la capacidad de la línea y la capacidad que tendría si todos los tiempos de ciclo fueran constantes se definirá el rendimiento  $\rho$  de la línea.

Utilizando la notación habitual en teoría de colas se definirán:

- $\mu_i$  será la tasa de servicio de la máquina  $i$ . Se obtendrá a partir de la media de tiempos de ciclo de la máquina  $TC_i$  como  $\mu_i = \frac{1}{E(TC_i)}$ .
- $E$  será la tasa de entrada efectiva en el sistema (entradas  $\lambda$  menos rechazos) que por conservación de la masa debe de ser la misma para todas las máquinas de la línea siempre y cuando el sistema se encuentre en régimen permanente.

Si los tiempos de ciclo fueran constantes entonces la capacidad de la línea vendría dada por la tasa de servicio de la máquina más lenta de la línea, esto es, por el cuello de botella:  $E_{max} = \min \mu_i$ .

Si los tiempos de ciclo presentan variabilidad ( $Var(TC_i) > 0$ ) entonces se formarán colas y si la capacidad de los buffers intermedios es finita existirá la posibilidad de que se colapsen bloqueando la línea o que se queden sin alimentación originando cortes de alimentación aguas abajo. En este caso la tasa de producción de la línea será inferior a la del caso anterior. El rendimiento de la línea se define entonces como:

$$\rho = \frac{E}{E_{max}} = \frac{E}{\min \mu_i} \quad (48)$$

Por otro lado se definirá la ocupación de cada máquina  $\rho_i$  como la relación entre la tasa de producción y la capacidad de la máquina  $\mu_i$ :  $\rho_i = \frac{E}{\mu_i}$ .

La tasa de producción de la línea  $E$  será determinada mediante simulación ante las dificultades previamente mencionadas para el desarrollo de modelos analíticos bajo hipótesis generalistas como las que serán investigadas en este capítulo.

#### 4.3.1. Efecto en el dimensionamiento de capacidad.

El primer experimento de simulación planteado tiene como propósito analizar cómo diferentes valores de los coeficientes de autocorrelación influyen en el rendimiento de la línea de producción. La distribución marginal del proceso se ha mantenido constante e igual a una distribución log-normal con media 10 y desviación 3 de tal forma que el coeficiente de determinación del proceso es 0,3 que es un valor representativo de operaciones manuales. Para ello se han considerado los siguientes factores del experimento:

- Los dos primeros parámetros del proceso AR generador del proceso ARTA  $\varphi_1$  y  $\varphi_2$ . Como niveles de los factores se han considerado los valores -0,5, 0 y 0,5.
- La capacidad de los buffers de la línea  $B$  que ha sido establecida con el mismo valor para todos los buffers:  $B_i = B$ . Se han considerado dos niveles  $B = 1$  y  $B = 2$ .
- El número de máquinas  $N$  del proceso que ha sido establecido en 5 y 10.

La variable de respuesta analizada en el experimento ha sido el rendimiento de la línea  $\rho$  tal como fue definido anteriormente. Debido a que el problema de dimensionamiento de la capacidad de una línea consiste en determinar las capacidades mínimas de los buffers y máquinas tales que permitan obtener una tasa de producción dada, el rendimiento de la línea proporciona un indicador directo y de fácil interpretación para determinar si el dimensionamiento de la línea se ve afectado por la presencia de autocorrelación. Si el rendimiento  $\rho$  varía con el coeficiente de autocorrelación entonces afecta a la cantidad de recursos que se deben disponer con el fin de obtener una tasa de producción dada.

El experimento llevado a cabo consiste en un diseño factorial completo de los factores con los niveles anteriormente indicados. No se han descartado las interacciones de orden superior ya que en líneas de producción es frecuente que presenten efectos significativos. Para cada tratamiento se han realizado un total de 500 réplicas.

La Tabla 11 muestra los efectos de los factores evaluados mediante regresión por mínimos cuadrados asumiendo como niveles de referencia de los factores  $\varphi_1 = 0$ ,  $\varphi_2 = 0$ ,  $B = 1$  y  $N = 5$ . Para cada efecto se muestra el intervalo de confianza del 95% (IC, mitad del ancho del intervalo de confianza), el error relativo de estimación y su significación de acuerdo con los test T para los parámetros. La Tabla 10 muestra el resultado del análisis de la varianza de los factores y sus interacciones.

**Tabla 10. Análisis de la varianza para los factores del experimento y sus interacciones.**

Factor e interacción	g.d.l.	Estadístico F	p-valor	Sig.
B	2	3,91E+04	<2e-16	***
Phi1	2	1,14E+05	<2e-16	***
Phi2	2	6,93E+04	<2e-16	***
N	1	1,48E+04	<2e-16	***
B:Phi1	4	5,59E+02	<2e-16	***
B:Phi2	4	1,44E+02	<2e-16	***
Phi1:Phi2	4	1,70E+04	<2e-16	***
B:N	2	5,26E+01	<2e-16	***
Phi1:N	2	6,33E+02	<2e-16	***
Phi2:N	2	5,53E+02	<2e-16	***
B:Phi1:Phi2	8	5,97E+01	<2e-16	***
B:Phi1:N	4	2,45E+00	0.0443	*
B:Phi2:N	4	1,23E+00	0.2964	
Phi1:Phi2:N	4	1,07E+02	<2e-16	***
B:Phi1:Phi2:N	8	4,20E-01	0.91	

Códigos de significación: "." significativo al 90%, \* significativo al 95%, \*\* significativo al 99% y \*\*\* significativo al 99,9%.

Como puede apreciarse en la Tabla 10 las interacciones entre factores son significativas excepto para la interacción de cuarto orden entre todos los factores y la de tercer orden entre  $B$ ,  $\varphi_2$  y  $N$ . Esta observación justifica la necesidad de adoptar un diseño factorial completo y confirma tanto la complejidad del comportamiento de la línea de producción como el fuerte carácter no lineal de la dependencia entre el rendimiento de la línea, la capacidad de los buffers, la longitud de la línea y la presencia de autocorrelación en tiempos de ciclo. Ha de notarse que aunque se consideró la adopción de un modelo de regresión potencial para la inferencia de los resultados del experimento en lugar de lineal las diferencias observadas no justificaron su reemplazo.

El experimento de simulación prueba con un alto grado de significación que los dos coeficientes de autocorrelación del proceso ARTA afectan al rendimiento de la línea por lo que su omisión afectaría a su correcto dimensionamiento. Si en una línea con autocorrelación positiva se ignora su efecto el resultado será la subestimación de las pérdidas de rendimiento por bloqueo y cortes de alimentación y por tanto la línea de producción no alcanzaría los objetivos de producción fijados (los efectos principales de  $\varphi_1 = 0,4$  y  $\varphi_2 = 0,4$  son negativos). Por la contra, si se ignora efecto de autocorrelación negativa, las pérdidas de rendimiento de la línea estarían siendo sobreestimadas y los recursos asignados serían excesivos (los efectos principales de  $\varphi_1 = -0,4$  y  $\varphi_2 = -0,4$  son positivos).

La interacción entre los factores presenta no linealidades notables por lo que las interacciones de alto orden no pueden ser ignoradas. Como se aprecia en los resultados, el rendimiento de la línea presenta una evolución diferente al variar la capacidad de los buffers en función del tipo de autocorrelación presente. De la interpretación de los resultados de la Tabla 11 se derivan las siguientes conclusiones:

- Las interacciones B:Phi1 y B:Phi2 entre la capacidad de los buffers y los coeficientes de autocorrelación son negativas excepto para el caso en que  $\varphi_1 = 0,4$ . Esto implica que los incrementos en el rendimiento de la línea proporcionados por el incremento de la capacidad de los buffers son menores con autocorrelación que en el caso sin ella excepto para un coeficiente de autocorrelación positivo de primer orden.
- Las interacciones entre los parámetros del modelo ARTA  $\varphi_1$  y  $\varphi_2$  son negativas para los casos en que los dos factores presentan igual signo y positivas en caso contrario.
- Las interacciones de tercer orden entre la capacidad de los buffers y los parámetros  $\varphi_1$  y  $\varphi_2$  son positivas en los casos en que  $\varphi_2 = -0,4$  y negativas en el caso contrario. Este resultado implica que el hecho de que coeficiente de correlación de segundo orden sea positivo reduce el incremento en el rendimiento de la línea con respecto al esperable por el incremento en la capacidad del buffer en caso de que el coeficiente de primer orden sea negativo. Asimismo el incremento en el rendimiento es mayor al esperable por el efecto de incremento de capacidad de buffers para el caso en que el coeficiente de segundo orden es negativo.
- Se observa que si el coeficiente de autocorrelación de primer orden es positivo y el segundo es negativo entonces el rendimiento de la línea es bajo para una capacidad reducida de los buffers pero se incrementa de forma de forma significativa al incrementar la capacidad del buffer.
- Por la contra, si el coeficiente de autocorrelación de primer orden es negativo y el segundo es positivo entonces el rendimiento de la línea es alto para una capacidad reducida de los buffers y no se incrementa de forma de forma sig-

nificativa al incrementar la capacidad del buffer sino que en este caso la interacción es perjudicial.

**Tabla 11. Efectos principales e interacciones para el efecto de la capacidad de buffers da la línea (B), número de máquinas (N) y parámetros  $\varphi_1$  y  $\varphi_2$  del proceso ARTA.**

Factor y nivel	Efecto sobre $\rho$	IC	Error Rel.	Sig.
Intercepción (B=1, Phi1=0, Phi2=0, N=5)	90.11%	0.10%	0.11%	***
B2	3.76%	0.15%	3.89%	***
B3	5.20%	0.15%	2.81%	***
Phi1-0.4	3.43%	0.15%	4.27%	***
Phi10.4	-4.16%	0.15%	-3.52%	***
Phi2-0.4	2.51%	0.15%	5.83%	***
Phi20.4	-2.75%	0.15%	-5.32%	***
N10	-1.71%	0.15%	-8.57%	***
B2:Phi1-0.4	-0.86%	0.21%	-24.03%	***
B3:Phi1-0.4	-1.42%	0.21%	-14.55%	***
B2:Phi10.4	0.21%	0.21%	97.61%	*
B3:Phi10.4	0.72%	0.21%	28.93%	***
B2:Phi2-0.4	-0.25%	0.21%	-83.04%	*
B3:Phi2-0.4	-0.60%	0.21%	-34.47%	***
B2:Phi20.4	-0.41%	0.21%	-49.98%	***
B3:Phi20.4	-0.04%	0.21%	-483.50%	
Phi1-0.4:Phi2-0.4	-1.50%	0.21%	-13.83%	***
Phi10.4:Phi2-0.4	1.52%	0.21%	13.64%	***
Phi1-0.4:Phi20.4	2.69%	0.21%	7.70%	***
Phi10.4:Phi20.4	-3.49%	0.21%	-5.92%	***
B2:N10	0.22%	0.21%	95.63%	*
B3:N10	0.31%	0.21%	67.19%	**
Phi1-0.4:N10	0.38%	0.21%	53.83%	***
Phi10.4:N10	-0.65%	0.21%	-31.66%	***
Phi2-0.4:N10	0.22%	0.21%	93.72%	*
Phi20.4:N10	-0.62%	0.21%	-33.31%	***
B2:Phi1-0.4:Phi2-0.4	0.18%	0.29%	160.80%	
B3:Phi1-0.4:Phi2-0.4	0.33%	0.29%	89.44%	*
B2:Phi10.4:Phi2-0.4	0.56%	0.29%	52.15%	***
B3:Phi10.4:Phi2-0.4	0.48%	0.29%	61.48%	**
B2:Phi1-0.4:Phi20.4	-0.17%	0.29%	-173.37%	
B3:Phi1-0.4:Phi20.4	-0.43%	0.29%	-68.06%	**
B2:Phi10.4:Phi20.4	-1.02%	0.29%	-28.74%	***
B3:Phi10.4:Phi20.4	-1.55%	0.29%	-18.84%	***
B2:Phi1-0.4:N10	0.05%	0.29%	647.45%	
B3:Phi1-0.4:N10	-0.16%	0.29%	-177.58%	
B2:Phi10.4:N10	-0.02%	0.29%	-1406.96%	
B3:Phi10.4:N10	0.12%	0.29%	236.01%	
B2:Phi2-0.4:N10	0.28%	0.29%	105.73%	.
B3:Phi2-0.4:N10	0.09%	0.29%	315.35%	
B2:Phi20.4:N10	0.08%	0.29%	358.64%	

Factor y nivel	Efecto sobre $\rho$	IC	Error Rel.	Sig.
B3:Phi20.4:N10	-0.08%	0.29%	-385.06%	
Phi1-0.4:Phi2-0.4:N10	-0.05%	0.29%	-620.02%	
Phi10.4:Phi2-0.4:N10	0.33%	0.29%	87.41%	*
Phi1-0.4:Phi20.4:N10	0.34%	0.29%	85.57%	*
Phi10.4:Phi20.4:N10	-0.84%	0.29%	-34.66%	***
B2:Phi1-0.4:Phi2-0.4:N10	-0.23%	0.41%	-177.48%	
B3:Phi1-0.4:Phi2-0.4:N10	-0.06%	0.41%	-663.26%	
B2:Phi10.4:Phi2-0.4:N10	-0.07%	0.41%	-581.28%	
B3:Phi10.4:Phi2-0.4:N10	-0.06%	0.41%	-723.56%	
B2:Phi1-0.4:Phi20.4:N10	0.03%	0.41%	1398.22%	
B3:Phi1-0.4:Phi20.4:N10	0.19%	0.41%	216.01%	
B2:Phi10.4:Phi20.4:N10	0.03%	0.41%	1217.28%	
B3:Phi10.4:Phi20.4:N10	0.00%	0.41%	-34489.47%	

Códigos de significación: "." significativo al 90%, \* significativo al 95%, \*\* significativo al 99% y \*\*\* significativo al 99,9%.

Los resultados obtenidos confirman los resultados previamente publicados en la literatura relativos al efecto de la presencia de autocorrelación en un sistema de colas y en una línea de producción. La presencia de efectos de autocorrelación positiva de primer orden causa una reducción en el rendimiento de la línea y a su vez la autocorrelación negativa incrementa el rendimiento. A mayores, se proporcionan nuevos resultados no previamente publicados por otros autores que muestran la complejidad del comportamiento de la línea en función de la presencia o no de autocorrelación en los tiempos de ciclo. La diversidad de posibles efectos ya había sido apuntada por (Hejn Nielsen 2007) aunque debido a su elección de procesos TES, cuya interpretación de los parámetros del modelo es menos directa que en el caso de los procesos ARTA, y al empleo de un conjunto más reducido de experimentos no se había proporcionado una descripción cualitativa de los factores que causan este comportamiento.

Los modelos TES presentan además una desventaja comparativa con los modelos ARTA por el mecanismo que emplean para generar autocorrelación. De acuerdo con la definición dada para un modelo TES con autocorrelación positiva (8) si el valor de la serie uniforme  $U_t^+$  en un instante de tiempo presenta un valor cercano a 1 y se está empleando una distribución uniforme  $U(L, S)$  para generar el término  $V_t$  es posible que se generen saltos de valores próximos a 1 a valores próximos a 0 por la operación de módulo 1. Por ejemplo si se están empleando  $L = -0,2; S = 0,2$  y  $U_t^+ = 0,9$  los valores de la serie en el siguiente instante de tiempo presentarían una distribución uniforme en los intervalos  $(0; 0,1)$  y  $(0,7; 1)$ . Esto hace que aunque el proceso TES definido pretende generar autocorrelación positiva el salto entre valores altos y bajos de la serie crea un efecto de autocorrelación negativa opuesto al buscado. Por ello se entiende que los resultados (Hejn Nielsen 2007) deben de ser interpretados con cautela ya que no se corresponden



con experimentos en los que se haya controlado adecuadamente la autocorrelación presente en la serie.

#### 4.3.2. Efecto en la distribución de buffers.

El segundo experimento de simulación planteado tuvo por objetivo evaluar en qué medida la presencia de autocorrelación en los tiempos de ciclo puede afectar a la disposición óptima de los buffers en una línea. Para ello el análisis se ha centrado en la validación y obtención de reglas empíricas de asignación de buffers en la línea bajo diferentes situaciones de presencia de autocorrelación.

Los experimentos de simulación realizados han consistido en estimar el rendimiento de la línea para diferentes valores incrementales de la capacidad de los buffers. Se han llevado a cabo dos experimentos: el primero orientado a la determinación de los efectos de incrementos de la capacidad de buffers y el segundo orientado a la obtención de las configuraciones óptimas para el problema de asignación de buffers presentado en la sección 3.2.2. Las distintas configuraciones de buffer son evaluadas bajo distintos escenarios de valores de los coeficientes de autocorrelación. Por un lado se consideran los casos en que todas las máquinas presentan autocorrelación en tiempos de ciclo y por otro lado los casos en los que solo una máquina o un grupo localizado de máquinas presentan autocorrelación.

En el primer experimento se consideran solamente incrementos de 1 unidad en la capacidad de los buffers partiendo de 0. De esta forma se responde a la cuestión de en qué máquinas de la línea incrementar la capacidad de los buffers proporciona una mejora mayor.

En el segundo experimento se han estudiado de forma detallada las configuraciones óptimas de buffer para un valor dado de la restricción de capacidad total de buffers de la línea, de acuerdo con el planteamiento del problema de optimización de la capacidad de los buffers proporcionado en la revisión del estado del arte. Partiendo de la línea en serie del apartado anterior, se han obtenido todas las configuraciones posibles para una capacidad total de buffers variando entre 0 y 6. Mediante simulación se han determinado las configuraciones de buffer que proporcionan los máximos valores del rendimiento de la línea en cada caso. A partir de las configuraciones óptimas obtenidas para cada escenario se derivan las reglas heurísticas de asignación de buffers en la línea.

##### **Experimento 1: Efecto de incrementos unitarios en la capacidad de buffers.**

En este experimento los escenarios introducidos de presencia de autocorrelación han sido:

- Ninguna máquina presenta autocorrelación.
- Para todas las máquinas  $\varphi_1 = 0,5$ .

- Para todas las máquinas  $\varphi_1 = 0$  excepto la máquina 3 para la cual  $\varphi_1 = 0,5$  que ocupa la posición central en la línea.
- Para todas las máquinas  $\varphi_1 = 0$  excepto la máquina 2 para la cual  $\varphi_1 = 0,5$  que ocupa una posición intermedia en la línea pero rompe la simetría.
- Para todas las máquinas  $\varphi_1 = 0$  excepto la máquina 1 para la cual  $\varphi_1 = 0,5$  que ocupa un extremo de la línea rompiendo la simetría.
- Escenarios complementarios a los anteriores en los cuales el coeficiente de autocorrelación es  $\varphi_1 = -0,5$ .

El número total de réplicas establecido para cada escenario fue  $r = 500$ . El primer análisis realizado fue un análisis de la varianza para determinar si existen efectos de interacción significativos entre la ubicación de buffers en la línea y los distintos escenarios de autocorrelación introducidos. En este caso se contrasta la hipótesis nula de que las interacciones entre los factores son nulas. En este análisis los factores considerados fueron:

- Los diferentes escenarios de autocorrelación explicados anteriormente dados por los valores  $\varphi_1$  de los tiempos de ciclo de las máquinas. Cada escenario indicado anteriormente representa un nivel de este factor. Se codifican escribiendo los valores  $\varphi_1$  para cada máquina separados por guiones bajos. Por ejemplo "0\_0\_0,4\_0\_0" indica que todas las máquinas tienen  $\varphi_1 = 0$  excepto la tercera de la línea que tendría  $\varphi_1 = 0,4$ .
- La capacidad de cada uno de los cuatro buffers  $B_1, B_2, B_3$  y  $B_4$ . Se codifican escribiendo los valores  $B_i$  para cada buffer separados por guiones bajos. Por ejemplo "0\_1\_0\_0" indica que todos los buffers tienen capacidad cero excepto el segundo que tiene capacidad 1.

En la Tabla 12 se muestran los efectos principales de los factores y sus interacciones para un diseño completo. Para cada efecto se indica el p-valor y la significación del ANOVA. Como se puede observar en la tabla, las interacciones entre el factor de autocorrelación y las diversas combinaciones de capacidad de buffers resultan significativas en muchos casos. Principalmente, se observan interacciones positivas en los casos en que se trata de la interacción entre los efectos de autocorrelación y las capacidades de buffers que están más alejados entre sí. En los casos de buffers contiguos no se observan efectos de interacción significativos. Por ejemplo las interacciones Phi:B1:B3, Phi:B1:B4 y Phi:B2:B4 son significativas mientras que las interacciones Phi:B1:B2 y Phi:B3:B4 no lo son. La interacción Phi:B2:B3 es poco significativa.

El hecho de que las interacciones entre la ubicación de la capacidad de buffers y los efectos de autocorrelación sean significativas prueba que la presencia de autocorrelación en los tiempos de ciclo puede afectar a las soluciones del problema de asignación de buffers. Sin embargo, no implica que este tipo de efectos tengan relevancia práctica para el problema de optimización de buffers ya que para ello ha de tenerse en cuenta el orden de magnitud de las interacciones y si

los cambios en la disposición de buffers conducen a incrementos en el rendimiento de la línea que compensen el mayor esfuerzo de modelado.

**Tabla 12. Análisis de la varianza para los factores ubicación de buffers y y sus interacciones.**

Factor e interacción	g.d.l.	Estadístico F	p-valor	Sig.
Phi	8	6248,68	< 2e-16	***
B1	1	7432,617	< 2e-16	***
B2	1	15847,947	< 2e-16	***
B3	1	16048,562	< 2e-16	***
B4	1	7667,717	< 2e-16	***
Phi:B1	8	50,304	< 2e-16	***
Phi:B2	8	114,965	< 2e-16	***
B1:B2	1	18,329	1,86E-05	***
Phi:B3	8	118,648	< 2e-16	***
B1:B3	1	659,77	< 2e-16	***
B2:B3	1	18,212	1,98E-05	***
Phi:B4	8	53,29	< 2e-16	***
B1:B4	1	771,603	< 2e-16	***
B2:B4	1	695,192	< 2e-16	***
B3:B4	1	16,45	5,00E-05	***
Phi:B1:B2	8	0,974	0,45386	
Phi:B1:B3	8	11,148	6,94E-16	***
Phi:B2:B3	8	1,784	0,075	.
B1:B2:B3	1	21,368	3,80E-06	***
Phi:B1:B4	8	11,151	6,85E-16	***
Phi:B2:B4	8	9,968	5,57E-14	***
B1:B2:B4	1	94,236	< 2e-16	***
Phi:B3:B4	8	0,672	0,71654	
B1:B3:B4	1	96,734	< 2e-16	***
B2:B3:B4	1	22,622	1,97E-06	***
Phi:B1:B2:B3	8	1,045	0,3989	
Phi:B1:B2:B4	8	2,499	0,01036	*
Phi:B1:B3:B4	8	2,819	0,00399	**
Phi:B2:B3:B4	8	0,809	0,59483	
B1:B2:B3:B4	1	31,473	2,03E-08	***
Phi:B1:B2:B3:B4	8	1,636	0,10876	

Códigos de significación: "." significativo al 90%, \* significativo al 95%, \*\* significativo al 99% y \*\*\* significativo al 99,9%.

Con el objetivo de comprobar si los cambios tienen relevancia práctica se detallan a continuación los resultados específicos de los experimentos que ilustran los cambios en la distribución de buffers causados por la presencia de autocorrelación y permiten valorar su repercusión práctica.

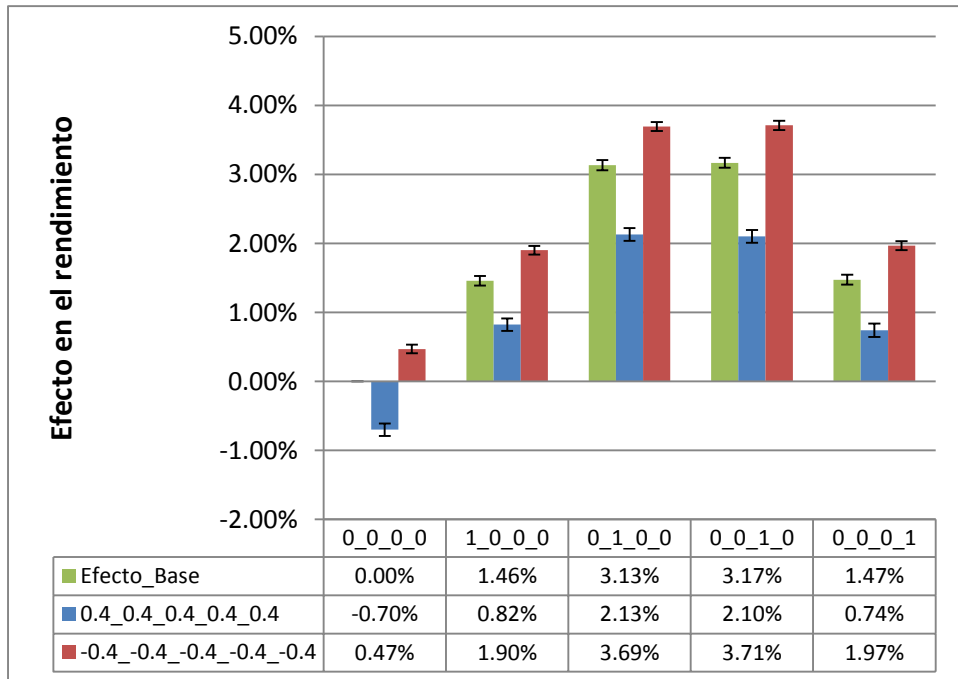


Figura 3. Gráfica de efectos de la ubicación de 1 buffer en el rendimiento para los casos de igual autocorrelación en todas las máquinas de la línea. El nombre de las series codifica el parámetro  $\varphi_1$  de cada una de las máquinas de la línea separadas por guiones bajos y las categorías de columnas codifican la capacidad de cada uno de los buffers intermedios separados por guiones bajos.

En primer lugar, la Figura 3 muestra los efectos asociados a la ubicación de un único buffer de capacidad 1 en la línea con respecto al caso sin buffers. Las columnas verdes representan los efectos para el caso sin autocorrelación y las columnas rojas y azules los efectos de los casos con autocorrelación con respecto al caso base. Puede observarse que la ubicación de capacidad de buffers en posiciones centrales (0-1-0-0 y 0-0-1-0) proporciona un mayor efecto que en los extremos de acuerdo a lo que es esperable por el fenómeno “bóveda”. La presencia de autocorrelación negativa en todas las máquinas tiene un efecto homogéneo en todas las combinaciones de buffers que no altera el comportamiento con respecto al caso sin autocorrelación. Sin embargo, en el caso de autocorrelación positiva se observa que aunque las posiciones centrales siguen siendo las más ventajosas, el incremento con respecto a las ubicaciones de buffers en los extremos es menor. Este resultado sugiere que la intensidad del fenómeno bóveda es menor en el caso de autocorrelación positiva.

En segundo lugar se han obtenido los efectos asociados a la ubicación de dos buffers de capacidad uno en la línea para los casos anteriores de autocorrelación negativa y positiva. La Figura 4 representa los efectos con respecto al caso sin buffers y sin autocorrelación. Puede observarse un comportamiento análogo al de la gráfica anterior.

En el caso de autocorrelación negativa el incremento en el rendimiento en función de la ubicación de los buffers es análogo al caso sin autocorrelación. Sin embargo, para el caso de autocorrelación positiva aunque el caso de mayor rendimiento sigue siendo la ubicación central de los buffers, como corresponde al fenómeno de bóveda enunciado, la sensibilidad del rendimiento a los cambios en la ubicación es menor. Las ubicaciones centrales de los buffers 1-0-1-0, 0-1-0-1 y 0-1-1-0 presentan mejoras relativamente menores a los casos anteriores.

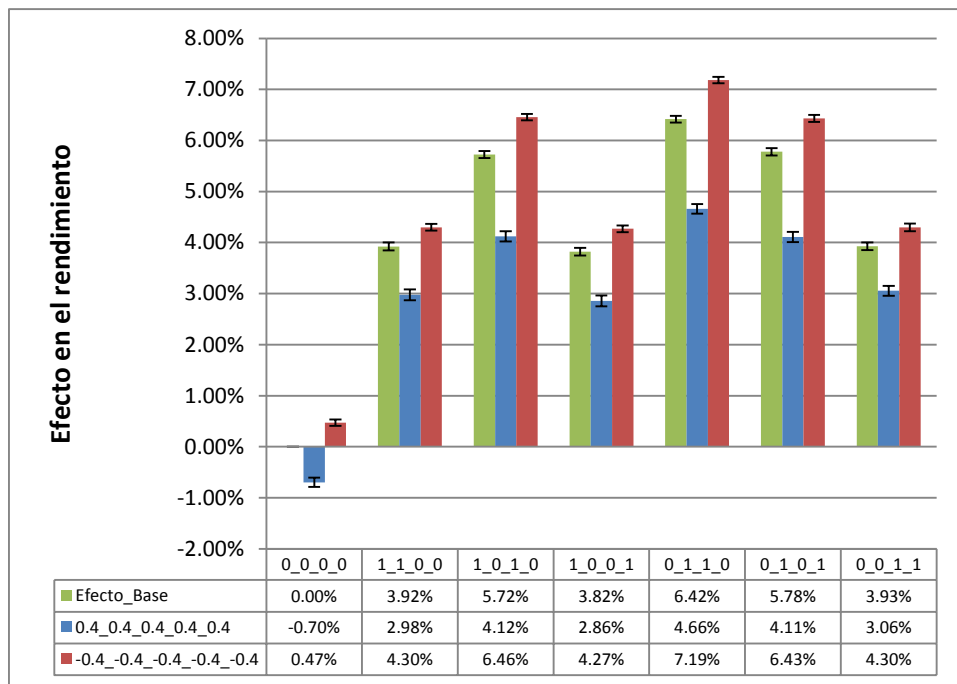


Figura 4. Gráfica de efectos de la ubicación de 2 buffer en el rendimiento para los casos de igual autocorrelación en todas las máquinas de la línea.

La Figura 5, Figura 6, Figura 7 y Figura 8 muestran los mismos efectos en este caso para los escenarios en que únicamente se introduce autocorrelación de una máquina de la línea. Las máquinas seleccionadas fueron M1, M2 o M3 ya que de acuerdo con la teoría de líneas de producción una línea equilibrada tendrá un comportamiento simétrico con respecto a su punto central y por ello los escenarios con autocorrelación en las máquinas 4 y 5 serían imágenes especulares de los casos 1 y 2.

Ahora las diferencias entre el caso sin autocorrelación (efecto base) y el caso con autocorrelación son de un orden de magnitud bajo y por tanto los efectos observados son poco significativos y de escasa relevancia práctica. Sin embargo son útiles para determinar en qué forma la presencia de autocorrelación puede alterar el reparto óptimo de buffers. Se aprecian los siguientes efectos de interés:

- En el caso de autocorrelación negativa en un extremo de la línea (-0,4\_0\_0\_0\_0), la ubicación de un buffer contiguo a esa máquina (1\_0\_0\_0) conduce a un rendimiento inferior al caso en que se sitúa en el extremo opuesto (0\_0\_0\_1), incrementándose de 1.48% a 1.70% (Figura 5). De forma análoga el efecto del caso (1\_1\_0\_0) es menor al del caso (0\_0\_1\_1), pasando de 3.91% a 4.13%.
- En el caso de autocorrelación positiva en un extremo de la línea (0,4\_0\_0\_0\_0), la ubicación de un buffer contiguo a esa máquina (1\_0\_0\_0) conduce a un rendimiento superior al caso en que se sitúa en el extremo opuesto (0\_0\_0\_1), bajando de 1.37% a 1.15% (Figura 7). De forma análoga el efecto del caso (1\_1\_0\_0) es mayor al del caso (0\_0\_1\_1), pasando de 3.74% a 3.65%.
- En el caso de autocorrelación negativa en el centro de la línea (0\_0\_-0,4\_0\_0), la ubicación de buffers en posiciones centrales (0\_1\_1\_0) presenta un incremento en el rendimiento superior al del caso base (6.71%-6.42% = 0.29%) mientras que la ubicación de buffers en los extremos (1\_0\_0\_1) presenta un decremento (3.71%-3.82% = -0.11%).
- En el caso de autocorrelación positiva en el centro de la línea (0\_0\_0,4\_0\_0), la ubicación de buffers en posiciones centrales (0\_1\_1\_0) presenta una reducción en el rendimiento con respecto al caso base (5.95%-6.42% = -0.47%) mientras que la ubicación de buffers en los extremos (1\_0\_0\_1) presenta un incremento (3.88%-3.82% = 0.6%).

Las dos primeras observaciones implican que la presencia de autocorrelación positiva en una zona de la línea tiende a favorecer la ubicación de buffers en zonas contiguas mientras que la autocorrelación negativa origina el efecto contrario. Las dos otras observaciones corresponden a una disminución del fenómeno de bóveda en el caso de presencia de autocorrelación positiva y un fortalecimiento de la misma en el caso opuesto. Este resultado es acorde a los anteriormente expuestos.

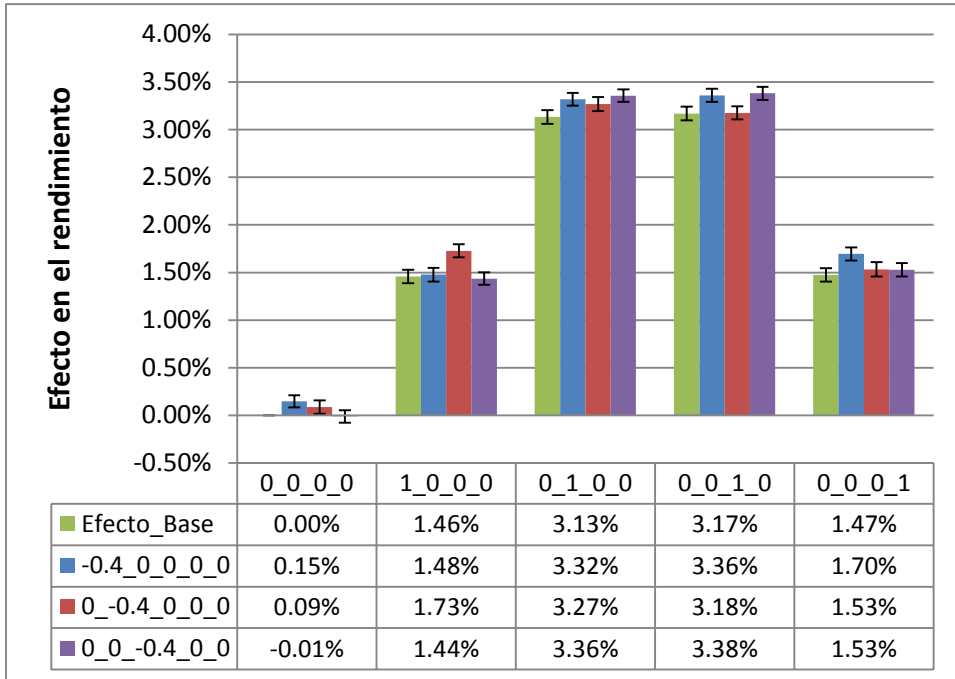


Figura 5. Gráfica de efectos de la ubicación de 2 buffer en el rendimiento para los casos de igual autocorrelación en todas las máquinas de la línea.

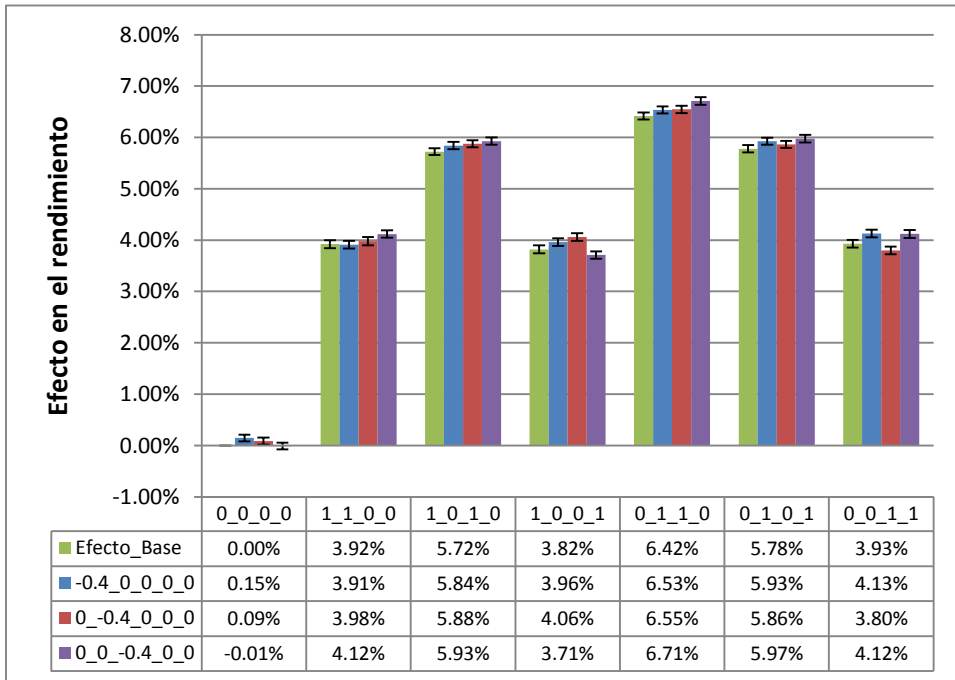


Figura 6. Gráfica de efectos de la ubicación de 2 buffer en el rendimiento para los casos de igual autocorrelación en todas las máquinas de la línea.

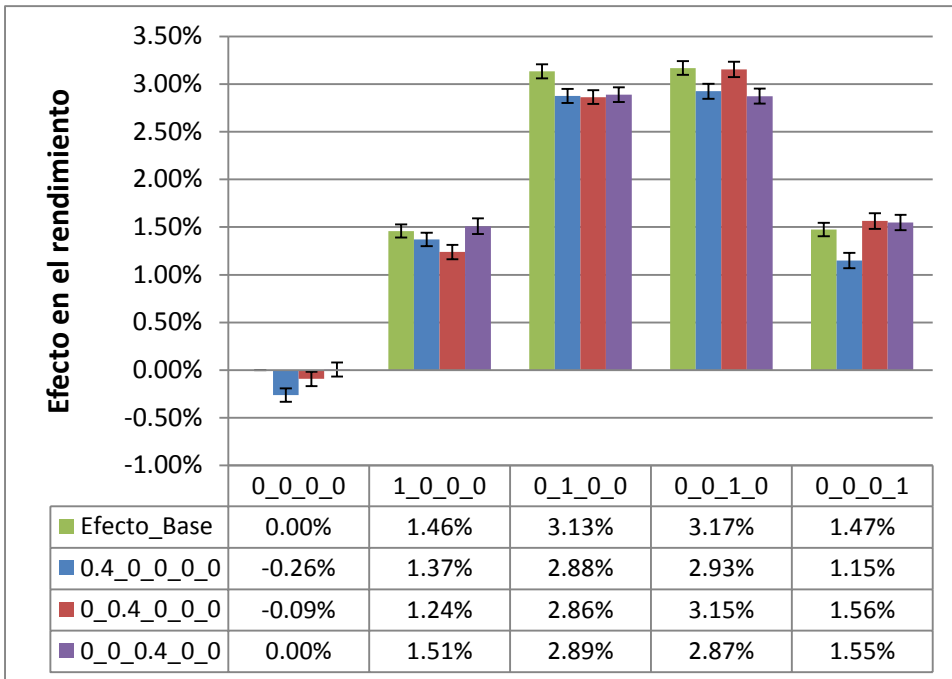


Figura 7. Gráfica de efectos de la ubicación de 2 buffer en el rendimiento para los casos de igual autocorrelación en todas las máquinas de la línea.

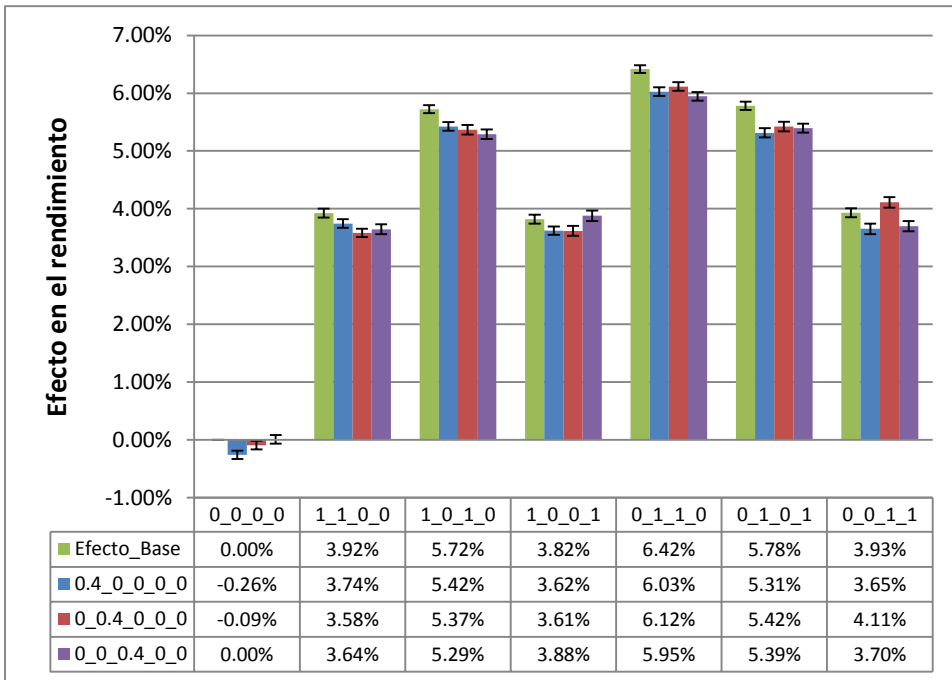


Figura 8. Gráfica de efectos de la ubicación de 2 buffer en el rendimiento para los casos de igual autocorrelación en todas las máquinas de la línea.



### Experimento 2: Solución óptima al problema de asignación de buffers.

En este experimento los escenarios introducidos de presencia de autocorrelación han sido:

- Ninguna máquina presenta autocorrelación (0\_0\_0\_0\_0) (Caso base de referencia).
- Para todas las máquinas  $\varphi_1 = 0,4$  (0,4\_0,4\_0,4\_0,4).
- Para todas las máquinas  $\varphi_1 = -0,4$  (-0,4\_-0,4\_-0,4\_-0,4).
- Disposición asimétrica de los coeficientes de autocorrelación: Para las máquinas 1 y 2  $\varphi_1 = 0,4$  y para las máquinas 4 y 5  $\varphi_1 = -0,4$ . La máquina 3 no presenta autocorrelación (0,4\_0,4\_0\_-0,4\_-0,4).
- Disposición en forma de bóveda invertida de los coeficientes de autocorrelación. Los coeficientes de autocorrelación para las máquinas 1 y 5 se establecen como  $\varphi_1 = 0,4$  y el coeficiente de autocorrelación para la máquina 3 (posición central) se hace  $\varphi_1 = -0,4$  (0,4\_0\_-0,4\_0\_0,4).

En este caso los valores simulados de las capacidades de los 4 buffers de la línea corresponden a todas las combinaciones de los parámetros  $B_i$  tales que  $\sum_{i=1}^4 B_i = B$  donde  $B$  varía entre 0 y 6. El total de combinaciones es de 190 por lo que se omiten los valores. Para cada valor fijado de  $B$  como restricción y escenario de autocorrelación el objetivo de este análisis es obtener los valores  $B_i$  que maximizan el rendimiento.

Dado que la estimación del rendimiento se realiza mediante simulación está sometida a errores aleatorios de muestreo que deben de ser tenidos en cuenta a la hora de identificar qué soluciones son óptimas y entre cuáles las diferencias observadas no son estadísticamente significativas. Dado que la determinación de la configuración óptima por simulación requiere comparar las medias de diversos experimentos de simulación, se ha de adoptar un criterio de comparación para múltiples medias de forma que se garantice el control sobre el nivel de significación de los resultados. El empleo de intervalos de confianza para las medias o para diferencias de medias conduciría a la subestimación del riesgo de tipo I.

En este caso se ha optado por el empleo del método de la diferencia significativa honesta de Tuckey para la comparación de medias múltiples por ser un método ampliamente extendido y habitual en diseño de experimentos. La diferencia significativa  $T$  para la comparación de las medias de  $m$  tratamientos viene dada por la ecuación  $T = \frac{q_{1-\alpha, m, r(m-1)} \cdot S}{\sqrt{m \cdot r}}$ , donde  $q_{1-\alpha, m, r(m-1)}$  es el valor de la distribución estudentizada de rangos tal que  $P(Q \geq q_{1-\alpha, m, r(m-1)}) = \alpha$ . Sus grados de libertad son  $m$  y  $r(m-1)$ , donde  $r$  es el número de réplicas del experimento de simulación que es igual para todos los tratamientos. El número de réplicas establecido ha sido  $r = 500$ .

El número de medias comparadas  $m$  depende del valor de la restricción  $B$  ya que el número de combinaciones posibles se incrementa con  $B$ .

**Tabla 13. Ubicaciones óptimas de buffer para una línea de 5 máquinas sin autocorrelación en tiempos de ciclo.**

Escenario de Autocorrelación	B (T)	Buffers	Ro	% Coincidencia
0_0_0_0_0	1 (5.7E-3)	0_0_1_0	0.73378	100%
		0_1_0_0	0.733608	
	2 (7.0E-3)	0_1_1_0	0.765488	100%
		0_1_0_1	0.759516	
		1_0_1_0	0.75882	
	3 (7.8E-3)	0_1_1_1	0.78266	95%
		1_1_1_0	0.782128	
		1_1_0_1	0.77946	
		1_0_1_1	0.77932	
	4 (8.4E-3)	1_1_1_1	0.828541	100%
	5 (8.9E-3)	1_1_2_1	0.838375	100%
		1_2_1_1	0.838305	
		1_1_1_2	0.834531	
		2_1_1_1	0.8335	
	6 (9.1E-3)	1_2_2_1	0.845751	92%
		1_2_1_2	0.844332	
		2_1_2_1	0.843737	
		1_1_2_2	0.841978	
		2_2_1_1	0.841213	
		1_3_1_1	0.840525	
1_1_3_1		0.840492		
2_1_1_2		0.839897		

La Tabla 13 muestra las soluciones óptimas en función del valor de la restricción B junto con las inmediatamente posteriores en la lista y cuyas diferencias no son significativas de acuerdo con el método de Tuckey. La columna % de coincidencia indica el porcentaje de soluciones coincidentes con el resto de escenarios de autocorrelación evaluados. Por tanto proporciona una medida del grado de sensibilidad de las soluciones del problema de asignación de buffers a los casos de autocorrelación introducidos.

En este caso el comportamiento de las soluciones obedece a los principios explicados en el capítulo de antecedentes y previamente documentados por otros autores. Los resultados muestran el fenómeno “bóveda” por el cual la asignación de buffers en el centro de la línea (por ejemplo las soluciones 0\_1\_1\_0 o 1\_2\_2\_1) conduce a soluciones óptimas. Además se observa la indiferencia entre soluciones simétricas. Por ejemplo la diferencia entre 1\_1\_2\_1 y 1\_2\_1\_1 es casi nula.

**Tabla 14. Ubicaciones óptimas de buffer para una línea de 5 máquinas con igual autocorrelación positiva.**

Escenario de Autocorrelación	B	Buffers	Ro	% Coincidencia
0.4_0.4_0.4_0.4_0.4	1	0_1_0_0	0.722468	100%
		0_0_1_0	0.721984	
	2	0_1_1_0	0.748604	100%
		0_1_0_1	0.742436	
		1_0_1_0	0.742312	
	3	1_1_1_0	0.765404	100%
		0_1_1_1	0.764496	
		1_0_1_1	0.760716	
		1_1_0_1	0.760504	
	4	0_1_2_0	0.758168	100%
		1_1_1_1	0.791129	
	5	1_1_2_1	0.800478	100%
		1_2_1_1	0.800118	
		2_1_1_1	0.797806	
		1_1_1_2	0.796358	
	6	1_2_2_1	0.809764	92%
		1_2_1_2	0.807447	
		2_1_2_1	0.806911	
		2_2_1_1	0.806129	
		1_1_3_1	0.805128	
1_1_2_2		0.804832		
2_1_1_2		0.804151		
1_3_1_1	0.803934			

El siguiente caso analizado consistió en la optimización de una línea de producción con autocorrelación positiva de igual magnitud en todas las máquinas. Los resultados presentados en la Tabla 14 muestran que las soluciones óptimas no difieren de forma significativa del caso base sin autocorrelación. En este caso se observa el mismo predominio del fenómeno de “bóveda” e igualdad entre soluciones que sean imágenes especulares. El óptimo encontrado difiere para B=3 (ya que es 1\_1\_1\_0 mientras en el caso sin autocorrelación fue 0\_1\_1\_1), pero esta diferencia no es significativa ya que la pequeña diferencia encontrada se explica por los errores de muestreo. Por tanto, aunque en los resultados se encontró un ligero debilitamiento de los efectos relativos al efecto bóveda, este fenómeno no se traduce en una alteración relevante de las soluciones óptimas al problema de asignación de buffers.

**Tabla 15. Ubicaciones óptimas de buffer para una línea de 5 máquinas con igual autocorrelación negativa.**

Escenario de Autocorrelación	B	Buffers	Ro	% Coincidencia
-0.4_-0.4_-0.4_-0.4_-0.4	1	0_1_0_0	0.739124	100%
		0_0_1_0	0.738304	
	2	0_1_1_0	0.773176	100%
		1_0_1_0	0.766592	
		0_1_0_1	0.766512	
	3	1_1_1_0	0.788012	95%
		0_1_1_1	0.787936	
		1_1_0_1	0.787188	
		1_0_1_1	0.786904	
	4	1_1_1_1	0.860318	100%
	5	1_1_2_1	0.866576	100%
		1_2_1_1	0.866507	
		1_1_1_2	0.863776	
		2_1_1_1	0.863234	
	6	1_2_2_1	0.872642	98%
		1_2_1_2	0.871377	
		2_1_2_1	0.871231	
		2_2_1_1	0.868626	
1_1_3_1		0.868257		
1_1_2_2		0.868137		
2_1_1_2		0.868072		
1_3_1_1		0.867752		
1_1_1_3	0.863586			

El escenario de autocorrelación negativa en todas las máquinas conduce a resultados similares al del caso con autocorrelación positiva. Los resultados presentados en la Tabla 15 muestran que las soluciones óptimas no difieren de forma significativa del caso base sin autocorrelación. Se observan tanto el fenómeno de bóveda como la igualdad entre soluciones que sean imágenes especulares. La similitud con los dos escenarios anteriores es casi completa por lo que se puede concluir que la presencia de autocorrelación positiva o negativa de forma homogénea en la línea (es decir, para líneas equilibradas) no altera de forma relevante la disposición óptima de buffers en la línea. La presencia de autocorrelación en estos casos sólo afecta el rendimiento, por lo que su omisión en un modelo conduciría a una sobreestimación o subestimación de la productividad real de la planta. Sin embargo, en la práctica resulta una circunstancia excepcional el encontrar una línea perfectamente equilibrada. Los dos escenarios siguientes se centran en casos con asimetría en la presencia de autocorrelación.

**Tabla 16. Ubicaciones óptimas de buffer para una línea de 5 máquinas con autocorrelación positiva en las dos primeras máquinas y negativa en las dos últimas.**

Escenario de Autocorrelación	B	Buffers	Ro	% Coincidencia
0.4_0.4_0_-0.4_-0.4	1	0_0_1_0	0.731504	100%
		0_1_0_0	0.729528	
	2	0_1_1_0	0.761428	75%
		1_0_1_0	0.755012	
	3	0_1_1_1	0.778824	95%
		1_1_1_0	0.77844	
		1_0_1_1	0.775288	
		1_1_0_1	0.77382	
	4	1_1_1_1	0.818879	100%
	5	1_2_1_1	0.830014	75%
		2_1_1_1	0.828873	
		1_1_2_1	0.824206	
	6	2_2_1_1	0.840333	58%
		2_1_2_1	0.835231	
		1_3_1_1	0.835197	
1_2_2_1		0.833191		
1_2_1_2		0.831299		

El primer escenario analizado de asimetría en los coeficientes de autocorrelación consistió en la simulación de una línea con autocorrelación positiva en un extremo y negativa en el contrario. La Tabla 16 muestra los resultados que como se ve, en general siguen siendo similares a los casos anteriores. Sin embargo se aprecian diferencias relevantes. Por un lado, para el caso B=2 la solución 1\_0\_1\_0 aparece segunda en la lista por debajo de la solución correspondiente al fenómeno bóveda 0\_1\_1\_0. Sin embargo la solución 0\_1\_0\_1 no aparece en la lista al presentar una diferencia superior a la diferencia de Tuckey. En el caso B=5 la solución 2\_1\_1\_1 aparece en la lista por encima de 1\_1\_2\_1 por lo que adopta la forma de bóveda. Pero las diferencias más significativas se observan para B=6, caso en que la mejor solución resulta ser 2\_2\_1\_1. La solución correspondiente al fenómeno bóveda ocupa el puesto cuarto en la lista por debajo de las soluciones con mayores buffers en el inicio de la línea en el que se han ubicado las máquinas con autocorrelación positiva.

Por ello estos resultados conducen a concluir que la disposición asimétrica de autocorrelación en la línea conduce a soluciones en las que los buffers deben ser idealmente ubicados en la proximidad de las máquinas con autocorrelación positiva.

**Tabla 17. Ubicaciones óptimas de buffer para una línea de 5 máquinas con autocorrelación positiva en los extremos y negativa en el centro.**

Escenario de Autocorrelación	B	Buffers	Ro	% Coincidencia
0.4_0_-0.4_0_0.4	1	0_1_0_0	0.729508	100%
		0_0_1_0	0.729136	
	2	0_1_1_0	0.762216	38%
	3	0_1_1_1	0.7814	48%
		1_1_1_0	0.78044	
	4	1_1_1_1	0.819465	100%
	5	1_2_1_1	0.827306	100%
		1_1_2_1	0.827066	
		2_1_1_1	0.826789	
		1_1_1_2	0.826753	
	6	2_1_1_2	0.835269	100%
		2_1_2_1	0.835071	
		1_1_2_2	0.834165	
		1_2_2_1	0.834122	
		1_2_1_2	0.834074	
		2_2_1_1	0.832682	
		1_3_1_1	0.831161	
1_1_3_1		0.830526		
1_1_1_3		0.830289		
3_1_1_1	0.828034			

El último escenario simulado corresponde a una disposición en forma de bóveda invertida de los coeficientes de autocorrelación de las máquinas. La Tabla 17 muestra las soluciones óptimas obtenidas. Cabe destacar que en los casos hasta B=5 las soluciones de reparto óptimas corresponden a las reglas habituales del fenómeno de bóveda observadas en el caso base. Sin embargo en el caso B=6 se observa una inversión del comportamiento descrito según el fenómeno de bóveda. En este caso la solución óptima hallada es 2\_1\_1\_2. Aun así las diferencias entre la solución óptima, la solución en forma de bóveda y otras próximas como la 2\_1\_2\_1 o la 1\_1\_2\_2 son relativamente menores a los casos anteriores.

Estos resultados permiten concluir que la ubicación de máquinas con autocorrelación positiva en los extremos contrarresta el fenómeno bóveda causando que todas las soluciones que proporcionan un reparto aproximadamente homogéneo de los buffers presenten rendimientos similares.

A modo de resumen se ha elaborado la matriz presentada en la Tabla 18 que muestra el porcentaje de soluciones óptimas coincidentes entre cada par de escenarios de autocorrelación. Los resultados confirman que los dos escenarios con un reparto no homogéneo de la autocorrelación difieren en mayor medida con los escenarios de reparto uniforme de la autocorrelación, tanto si es positiva como negativa.

**Tabla 18. Matriz de % medio de coincidencia entre las soluciones óptimas para los distintos escenarios de autocorrelación.**

	0.4/0.4/0.4/0.4/0.4	-0.4/-0.4/-0.4/-0.4/-0.4	0.4/0.4/0/-0.4/-0.4	0.4/0/-0.4/0/0.4	0/0/0/0/0
0.4/0.4/0.4/0.4/0.4	100%	100%	33%	50%	67%
-0.4/-0.4/-0.4/-0.4/-0.4	100%	100%	33%	50%	67%
0.4/0.4/0/-0.4/-0.4	33%	33%	100%	67%	67%
0.4/0/-0.4/0/0.4	50%	50%	67%	100%	50%
0/0/0/0/0	67%	67%	67%	50%	100%

Finalmente los resultados de los experimentos descritos en esta sección llevan a las siguientes conclusiones de interés:

- La presencia de autocorrelación en los tiempos de ciclo de un proceso puede conducir a cambios significativos en las soluciones al problema de asignación óptima de buffers. Estas diferencias son más relevantes si la disposición de los coeficientes de autocorrelación a lo largo de la línea no es uniforme o es asimétrica.
- Si los coeficientes de autocorrelación son iguales para todas las máquinas de la línea las configuraciones óptimas de buffer coinciden con las de una línea equilibrada con tiempos de ciclo *i.i.d.*
- La estrategia óptima para ubicación de buffers en una línea con autocorrelación positiva consistiría en asignar los mayores buffers de forma contigua a las máquinas con autocorrelación positiva, respetando un reparto similar al de la disposición en bóveda. Si la autocorrelación de una máquina es negativa, al contrario, se podrán ubicar buffers de menor capacidad en su proximidad.

Además, se ha observado que las diferencias entre las distintas soluciones de buffer son de pocas décimas de punto porcentual entre las soluciones óptimas y las cercanas al óptimo. Por ello el beneficio que se puede obtener de la aplicación de métodos de optimización exactos es bajo mientras que el coste computacional es alto. Si la evaluación de una solución se hace mediante simulación el número de réplicas necesarias para obtener una estimación significativa de los efectos de un reparto concreto de buffers son notablemente elevadas. En este caso se realizaron 500 réplicas pese a tratarse de una línea de sólo 5 máquinas. Para líneas reales en las que aumenta el número de máquinas y procesos de forma considerable el coste computacional de las simulaciones necesarias para distinguir entre dos soluciones de asignación de buffer puede ser excesivo. Por otro lado, el orden de magnitud de los errores de los métodos analíticos de modelado de sistemas de colas excede el orden de magnitud de las diferencias entre soluciones de asignación, por lo que su utilidad real para la optimización de líneas es limitada.

#### 4.3.3. Efecto sobre el control de producción.

El tercer experimento tuvo por fin determinar si las conclusiones que se derivan con respecto al mejor sistema de control del proceso son sensibles a la pre-

sencia de autocorrelación en la línea. En este caso se ha optado por comparar las dos estrategias de control más básicas y adecuadas para líneas de producción en serie: un sistema de control por empuje (*push*) frente al sistema CONWIP. El funcionamiento de las líneas CONWIP fue presentado en el capítulo 3 de revisión bibliográfica. Su única diferencia con una línea en serie operando en modo *push* es que la entrada de entidades en el sistema se bloquea en el momento en que se alcanza un determinado nivel de trabajo en curso (WIP).

La comparación entre una línea en serie de empuje y una línea CONWIP se ha realizado desde dos puntos de vista:

- Para un mismo valor establecido de la capacidad total de los buffers  $B$  determinar qué opción proporciona el mayor rendimiento.
- Para un mismo nivel de trabajo en curso WIP determinar qué opción proporciona el mayor rendimiento.

En el primer caso se está determinando qué configuración es más adecuada para aquellas líneas en que los costes asociados a los buffers vienen dados fundamentalmente por los costes asociados a la capacidad física de almacenamiento y por tanto se busca qué opción, para un coste fijado, proporciona la máxima producción. En el segundo caso se obtiene qué alternativa de configuración es más adecuada para una situación en que los costes de almacenamiento dependan de la cantidad del trabajo en curso, por ejemplo debido a que se incurra en altos costes de oportunidad, a que el producto presente una rápida obsolescencia o que sufra algún tipo de proceso de degradación como en productos perecederos.

Para definir los escenarios del experimento se ha partido de la misma línea en serie de 5 máquinas estudiada en los apartados anteriores. En este caso se han considerado los siguientes escenarios de autocorrelación en tiempos de ciclo:

- Coeficiente de correlación positivo  $\varphi_1 = 0,5$  igual para todas las máquinas.
- Caso sin efectos de autocorrelación.
- Coeficiente de correlación negativo  $\varphi_1 = -0,5$  igual para todas las máquinas.

Como factores del experimento es este caso se tiene además las capacidades de los 4 buffers intermedios  $B_i$  que en este caso se han asumido todas iguales y la cantidad de trabajo en curso máxima admitida en el sistema WIP. El trabajo en curso debe ser menor o igual a la capacidad total de los buffers más el número de máquinas ya que en caso contrario no habría espacio en el sistema para que pudieran entrar todas las entidades, es decir,  $WIP \leq N + \sum_{i=1}^4 B_i$ .

Para simular la línea CONWIP el método más simple es emplear una línea de producción cerrada con un número de entidades igual a WIP. De esta forma se asegura que en el sistema nunca haya más de WIP entidades y que en el momento en que una entidad termina de ser procesada es reenviada al inicio del proceso de forma análoga a si se iniciase el procesamiento de una nueva entidad. Para asegurar la correcta sincronización del proceso de reentrada se dispone de un



buffer de conexión entre la salida y la entrada con capacidad  $WIP$  de tal forma que todas las entidades pudieran ser albergadas en el mismo en caso de que se produjeran bloqueos en el inicio de la línea. En el momento en que se inicia la simulación todas las entidades se ubican en el buffer auxiliar de reentrada de forma que el sistema está inicialmente vacío al igual que en los casos anteriores. La Figura 9 muestra un diagrama del modelo empleado.

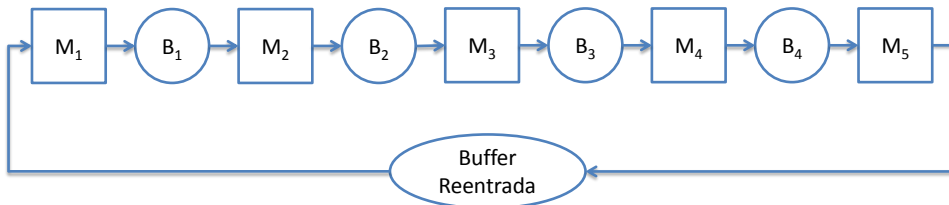


Figura 9. Diagrama del modelo de línea CONWIP adoptado.

Con respecto a los escenarios definidos relativos a las capacidades de buffer, se han considerado los siguientes casos:

- La capacidad de los buffers ha sido asumida de igual valor para todos los casos. Los niveles introducidos han sido  $B_i = 1$  y  $B_i = 2$ .
- Para cada escenario de capacidad de los buffers se han definido un conjunto de escenarios de los valores  $WIP_{max}$ . Los valores considerados han sido los siguientes:
  - Para el caso  $B_i = 1$  se han introducido los valores  $WIP_{max}$  desde 6 hasta el máximo de 9.
  - Para el caso  $B_i = 2$  se han introducido los valores  $WIP_{max}$  desde 7 hasta el máximo de 13.

La Figura 10 presenta los resultados de la simulación con 500 réplicas por escenario para el caso en que la capacidad de los buffers es 1. El escenario con  $WIP_{max} = 9$  es análogo a una línea Push convencional ya que el máximo número de entidades en la línea es igualmente de 9 y el mecanismo de control CONWIP no entraría por tanto en acción. Los resultados muestran cómo a medida que se incrementa la restricción de  $WIP_{max}$  se incrementa el rendimiento de la línea dado por la tasa de producción. Este es el comportamiento esperable, y la decisión sobre si el sistema CONWIP debe ser empleado o no depende de la relación entre los costes del trabajo en curso y los beneficios adicionales por una mayor tasa de producción.

Se observa que para una restricción fuerte del trabajo en curso  $WIP_{max} = 5$  el rendimiento y el trabajo en curso medio ( $WIP$ ) no dependen de la presencia de autocorrelación. A medida que se incrementa  $WIP_{max}$  el rendimiento aumenta, con incrementos marginales decrecientes. Los incrementos son mayores en el caso de autocorrelación negativa y menores con autocorrelación positiva, lo que sugiere que la presencia de autocorrelación negativa hace que el sistema de con-

trol Push ( $WIP_{max} = 9$ ) proporcione un mayor rendimiento que la autocorrelación positiva. En este otro caso las pérdidas de rendimiento por adoptar el mecanismo de control CONWIP son relativamente menores.

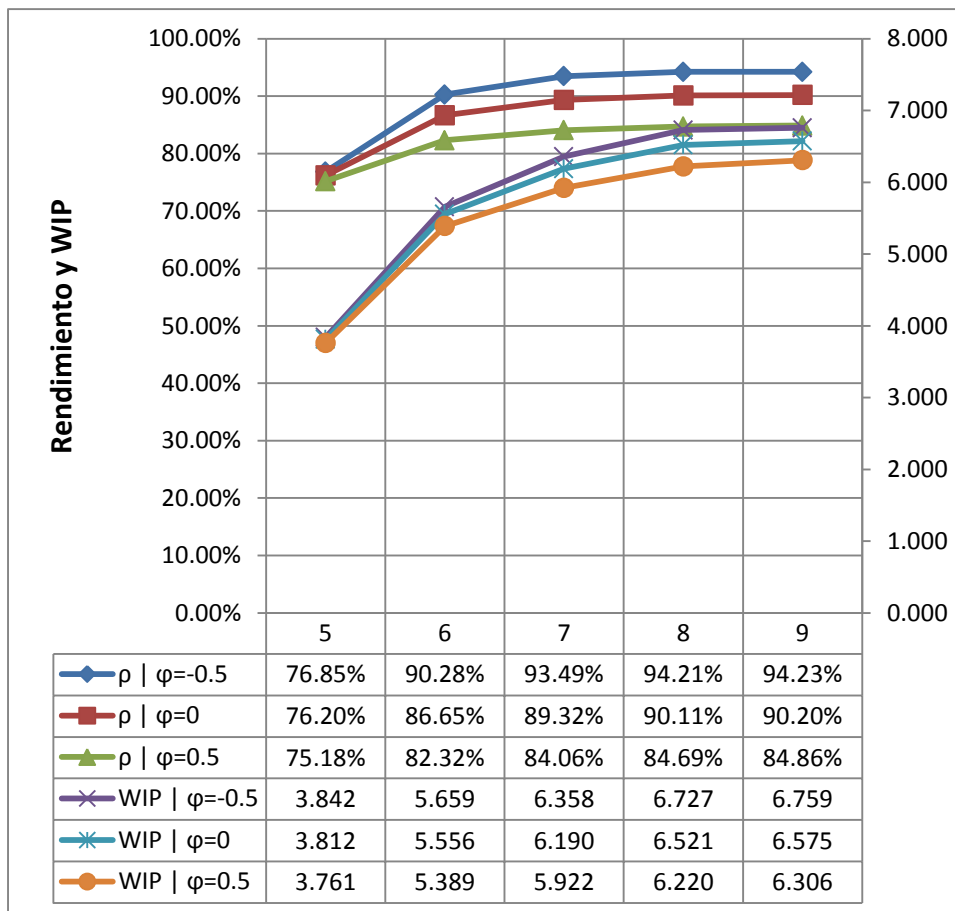


Figura 10. Gráfica de rendimiento y trabajo en curso (WIP) de una línea CONWIP con buffers de capacidad 1.

En el segundo experimento realizado se obtuvieron los rendimientos y trabajo en curso medio para una capacidad de los buffers igual a 2. La Figura 11 muestra los resultados, donde se puede apreciar que para  $WIP_{max} = 10$  o superior las diferencias entre los resultados del sistema de control CONWIP y Push son mínimas en cuanto a rendimiento pero de mayor magnitud en cuanto a trabajo en curso medio. En este caso puede observarse que las diferencias entre los tres escenarios de autocorrelación se producen en las magnitudes absolutas del rendimiento pero la evolución con respecto a la restricción  $WIP_{max}$  es análoga. Los tres casos presentan un incremento en el rendimiento parecido, con incrementos marginales fuertemente decrecientes, sobre todo en el caso de autocorrelación negativa ya que es el que presenta un rendimiento más elevado.

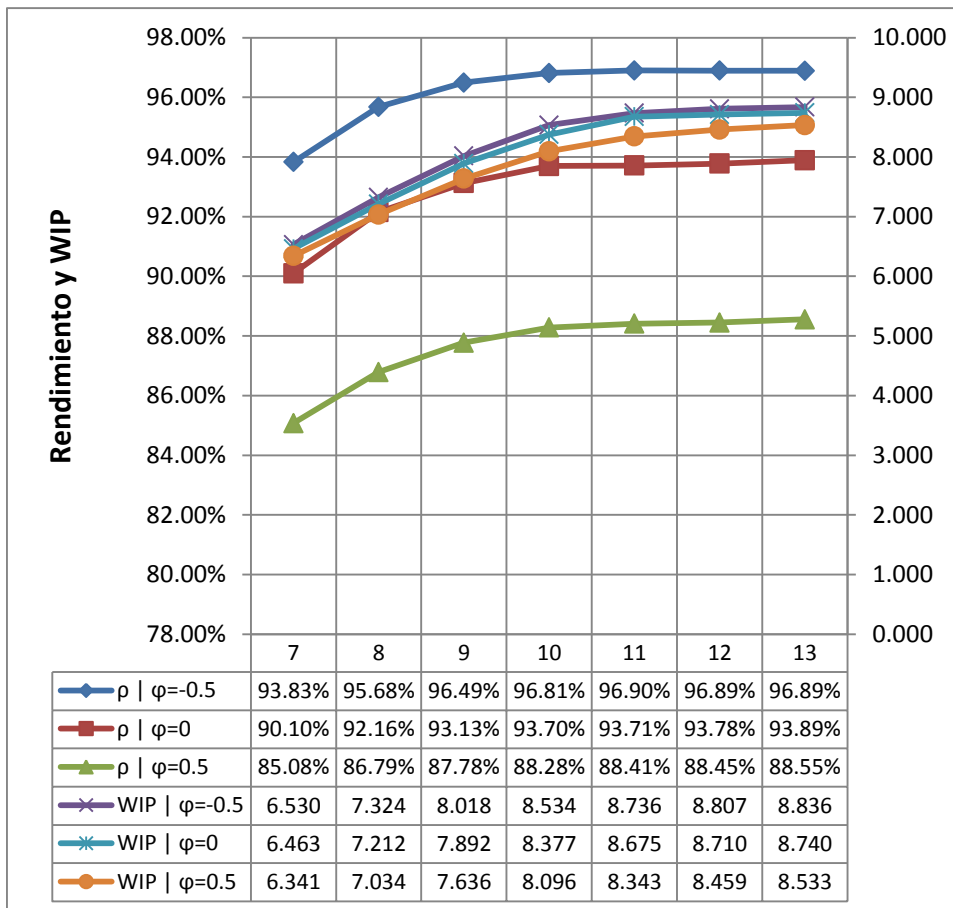


Figura 11. Gráfica de rendimiento y trabajo en curso (WIP) de una línea CONWIP con buffers de capacidad 2.

Por ello en este caso no se observa un cambio destacable en el efecto del sistema de control en el rendimiento más allá del efecto ya explicado anteriormente de que la presencia de autocorrelación positiva lo reduce y la autocorrelación negativa lo incrementa.

#### 4.4. VARIABILIDAD EN MÚLTIPLES ESCALAS TEMPORALES

##### 4.4.1. Modelo de variabilidad en dos escalas temporales

En los apartados anteriores se ha considerado el efecto que la variabilidad en los tiempos de ciclo ejercía sobre el rendimiento de un proceso. Los modelos habitualmente empleados en teoría de colas recogen también la variabilidad en los tiempos entre llegadas de entidades al sistema, por lo que en ambos casos el

estudio se ciñe al modelado de variabilidad en la escala temporal de ciclos de ejecución del proceso.

Sin embargo, frecuentemente se encuentran fuentes de variabilidad de un proceso cuyo efecto sobre el rendimiento se mantiene aproximadamente constante de un ciclo de ejecución al siguiente y cuyas variaciones sólo se aprecian en escalas temporales mayores. Así por ejemplo el rendimiento de un trabajador puede depender de factores motivacionales o fisiológicos como el cansancio que suelen variar entre distintos días, originando variabilidad en los tiempos de ciclo de un proceso en la escala temporal de jornadas de trabajo. Los mismos efectos se pueden apreciar dentro de las distintas horas de una jornada, los días dentro de la semana o en otros horizontes temporales mayores.

En determinados procesos, los factores ambientales pueden también jugar un papel destacado. Los cambios en las condiciones de iluminación, temperatura o humedad pueden afectar tanto a los propios procesos de transformación física de un producto como a la productividad de los factores de producción, principalmente los trabajadores que operan en la línea. Como ejemplo destacado puede citarse la operación de un buque factoría dedicado a la pesca de merluza publicado por Rego Monteil et al. (2012). Este es un ejemplo destacado de variabilidad en diversas escalas temporales puesto que, a mayores, a la variabilidad de las características del insumo del proceso (unidades de pescado vivo recién capturadas) se suma la variabilidad entre diferentes lances de los aparejos de pesca que originan importantes cambios en la distribución estadística de las características de los insumos en la escala temporal de horas.

Las variaciones en los procesos de demanda también constituyen otra fuente de variabilidad importante en un proceso, actuando tanto sobre las cantidades producidas como sobre los propios productos que se fabrican en una línea. Estas variaciones suelen presentar una destacada componente estacional y efectos relativos al día de la semana, aunque dependen fuertemente del sector y del mercado particular de cada producto.

Una diferenciación importante que ha de establecerse entre estas fuentes de variabilidad en distintas escalas temporales se refiere a la posibilidad de modelar su tendencia y efectos estacionales o no. Si estas variaciones presentan una tendencia en sus cambios o algún patrón de variación cíclica entonces la metodología adecuada para la simulación del proceso es el empleo de los modelos no estacionarios. En la literatura relativa a simulación de procesos el ejemplo más habitual y destacable de modelos no estacionarios se refiere a los modelos de procesos de Poisson no homogéneos.

Este trabajo sin embargo se centrará en el modelado de la variabilidad en múltiples escalas temporales en los casos en que no es posible establecer una tendencia. Este estudio también sería aplicable en el caso anterior, una vez eliminada la componente de tendencia de las series temporales.

El estudio se centrará en la consideración de dos escalas temporales: el ciclo de ejecución del proceso y otra escala temporal mayor asociada a efectos horarios o ligados al calendario (que podrían ser horas, días, semanas o meses por ejemplo). La escala temporal mayor será relativa al período temporal de duración  $T$  y los sucesivos periodos serán identificados por el subíndice  $i$ . Las variables asociadas a los ciclos de ejecución serán identificadas por el subíndice  $c$  cuyo valor será definido como el número de entidades procesadas desde el inicio del período temporal  $i$  hasta el paso de la entidad considerada.

El modelo general que se adoptará en este estudio se basa en la asunción de que la distribución marginal de los tiempos de ciclo permanece constante a lo largo del tiempo pero sus parámetros varían según el período temporal  $i$ . Entonces el proceso de variación de los tiempos de ciclo será descrito por la distribución:

$$t_{i,c} \sim G_c(\theta_{i,1}, \dots, \theta_{i,k}) \quad (49)$$

Dónde:

- $t_{i,c}$  se refiere a la duración del ciclo de ejecución  $c$  del servidor considerado durante el período temporal  $i$ .
- $G_c$  se refiere a la distribución marginal de los tiempos de ciclo.
- $\theta_{i,1}, \dots, \theta_{i,k}$  son los  $k$  parámetros de la distribución marginal.

Ha de notarse que aunque la asunción de distribución marginal constante es evidentemente restrictiva, en la práctica existen familias de distribuciones lo suficientemente flexibles y generales como para que este modelo genérico permita su aplicación en un gran número de casos prácticos.

La evolución de los parámetros de la distribución será entonces descrita por una serie temporal estacionaria cuya distribución marginal será:

$$\theta_{i,j} \sim G_j(\theta'_{j,1}, \dots, \theta'_{j,k_j}) \quad (50)$$

Dónde:

- $\theta_{i,j}$  es el parámetro  $j$  de la distribución marginal de los tiempos de ciclo con  $j = 1, \dots, k$ .
- $G_j$  es la distribución marginal del parámetro  $j$ .
- $\theta'_{j,1}, \dots, \theta'_{j,k_j}$  son los  $k_j$  parámetros de la distribución marginal del parámetro  $j$ .

El modelo propuesto implica que la serie temporal de tiempos de ciclo no es estacionaria ya que su función de distribución depende del período  $i$  de la escala temporal mayor. Por otro lado, es un modelo que permite la consideración de diferentes tipos de autocorrelación mediante el empleo de modelos ARTA. Dado que en los modelos ARTA se especifican por separado la distribución marginal de la serie temporal y los efectos de autocorrelación mediante un proceso auto-

rregresivo, en este caso los parámetros  $\theta_{i,j}$  de la distribución marginal de los tiempos de ciclo pueden ser igualmente generados mediante un proceso estocástico con periodo temporal  $T$  mientras que la dependencia entre observaciones consecutivas de la variable puede es modelada mediante un modelo autorregresivo.

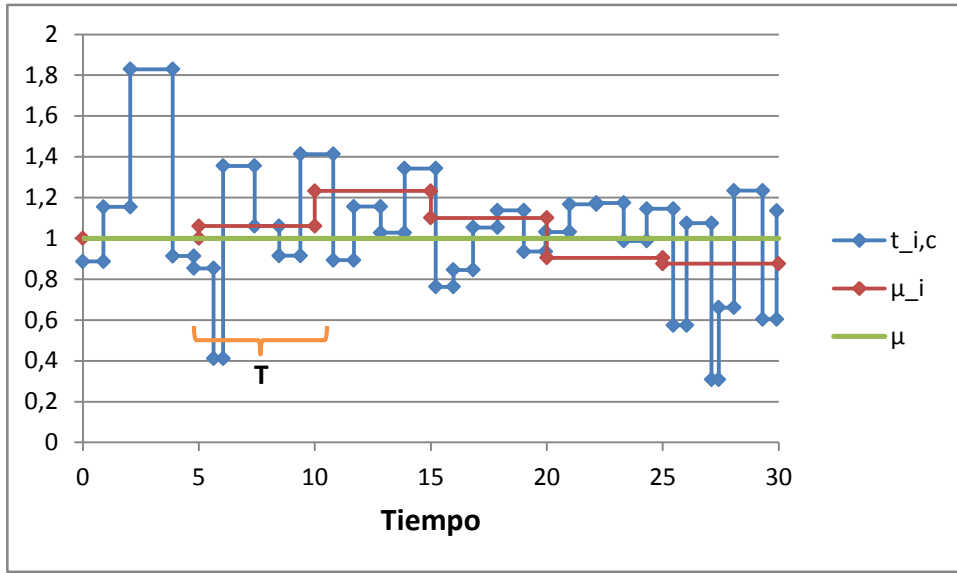


Figura 12. Ejemplo de serie temporal de tiempos de ciclo para un modelo con variabilidad en dos escalas temporales.

La Figura 12 muestra un ejemplo de serie temporal de tiempos de ciclo (línea azul) con variabilidad en dos escalas temporales: los ciclos de ejecución y periodos constantes de duración  $T$ . En este ejemplo la distribución marginal de los tiempos de ciclo depende del parámetro  $\mu_i$  cuya distribución marginal depende de un parámetro  $\mu$ .

La definición genérica proporcionada presenta una dificultad de cara a su empleo en un modelo de simulación relativa a la generación de los tiempos de ciclo durante el cambio de un periodo  $i$  al siguiente  $i + 1$ . Debido a que la distribución cambia de un periodo al siguiente, si la generación de un tiempo de ciclo iniciado al final del periodo  $i$  conduce a un ciclo que termina en  $i + 1$  entonces el valor generado con la distribución en  $i$  no es válido. Para ello se propone la corrección descrita a continuación y basada en el método de simulación de Montecarlo.

Sea  $u_c$  una serie temporal con distribución marginal  $U(0,1)$  usada para generar los valores de los tiempos de ciclo mediante la función de distribución inversa de la variable  $t_{i,c}$ . Es decir,  $t_{i,c} = G_c^{-1}(u_c)$ . Sea  $T_{i+1}$  el instante de tiempo en que termina el periodo temporal  $i$  y comienza el  $i + 1$  y  $T_{i,c}$  el tiempo de inicio del

ciclo  $c$  del proceso de producción. Entonces el método de corrección lo emplearemos para obtener la duración del tiempo de ciclo  $t_{i,c}$  asumiendo que el valor  $T_{i,c} + G_c^{-1}(u_c) > T_{i+1}$ , es decir, que de acuerdo con el valor generado mediante la distribución uniforme el ciclo terminaría en el periodo  $i + 1$ .

El método de corrección propuesto se basará en dividir el valor generado por la distribución uniforme en dos valores correspondientes a los intervalos  $i$  e  $i + 1$  que serán transformados en el valor del tiempo de ciclo mediante la inversa de la distribución en cada intervalo. Entonces el tiempo de ciclo se obtendrá como:

$$t_{i,c} = (T_{i+1} - T_{i,c}) + G_{c,i+1}^{-1}(u_c - G_{c,i}(T_{i+1} - T_{i,c})) \quad (51)$$

En la ecuación indicada  $T_{i+1} - T_{i,c}$  es el tiempo restante desde el inicio del ciclo  $c$  hasta el final del intervalo que corresponde al valor que sería generado con la distribución durante el periodo  $i$  ( $G_{c,i}$ ). A partir de este valor se obtiene el valor de la distribución uniforme que hubiera conducido a un tiempo de ciclo  $T_{i+1} - T_{i,c}$ , es decir,  $G_{c,i}(T_{i+1} - T_{i,c})$ . Este valor será menor al valor  $u_c$  generado aleatoriamente ya que  $T_{i,c} + G_c^{-1}(u_c) > T_{i+1} \rightarrow u_c > G_{c,i}(T_{i+1} - T_{i,c})$ . Entonces, el valor restante para completar el ciclo será generado mediante la distribución inversa para el periodo  $i + 1$  mediante  $G_{c,i+1}^{-1}(u_c - G_{c,i}(T_{i+1} - T_{i,c}))$ .

El procedimiento es compatible con el empleo de modelos ARTA ya que en dicho modelo el proceso AR es inicialmente transformado en una variable aleatoria uniforme  $U(0,1)$  y por tanto es de aplicación el método indicado.

#### 4.4.2. Efectos de autocorrelación en dos escalas temporales.

La serie temporal de tiempos de ciclo va a presentar propiedades estadísticas diferentes en el caso del modelo con dos escalas temporales con respecto a las propiedades de los procesos empleados en los apartados previos. En este apartado se realizará un estudio de los efectos que tiene la consideración de las dos escalas temporales de variabilidad sobre el rendimiento de una línea de producción simulada en el software Delmia Quest V5R20. La variabilidad en los parámetros de los tiempos de ciclo será modelada mediante procesos AR de primer orden. Adicionalmente se estudiarán dos morfologías de líneas de producción: una línea en serie y una línea de ensamblaje. La línea de ensamblaje será estudiada ya que es uno de los tipos de línea de producción más frecuentemente empleados en la práctica y se buscará comprobar si los resultados obtenidos con una línea en serie son aplicables a este caso.

Todos los parámetros de los procesos han sido seleccionados de tal forma que los resultados de un escenario sean comparables a los demás. Se consideran las siguientes condiciones de la simulación:

- En la entrada del proceso hay siempre entidades disponibles para iniciar el proceso.
- La distribución marginal de los tiempos de ciclo es una log-normal cuya media varía de acuerdo con un proceso autorregresivo. Para su generación se emplea la siguiente expresión en la que  $\varepsilon_c$  sigue una distribución log-normal con media 1 y desviación 1/3 de tal forma que  $E(t_{i,c}) = \mu_i$  y el coeficiente de variación de los tiempos de ciclo es  $1/3 CV = \frac{E(t_{i,c})}{D(t_{i,c})} = 1/3$  :

$$t_{i,c} = \mu_i \cdot \varepsilon_c \quad (52)$$

- Las capacidades de todos los buffers intermedios son establecidas iguales a 1.
- La variable de respuesta en la simulación es el rendimiento de acuerdo a la definición establecida en (48).

En este caso la variabilidad en las escala temporal mayor T es generada mediante un proceso AR(1) dado por la ecuación siguiente:

$$\mu_i = \mu + \beta \cdot (\mu_{i-1} - \mu) + \delta_i \quad (53)$$

Siendo  $\beta$  el parámetro del proceso igual al coeficiente de autocorrelación de primer orden,  $\mu$  la media de tiempos de ciclo a largo plazo y  $\delta_i$  un proceso de error gaussiano blanco con desviación  $\sigma_\delta$ . La media a largo plazo fue establecida en todos los casos en  $\mu = 1$ .

El primer experimento llevado a cabo consistió en la simulación de una línea en serie de tres máquinas como la indicada en la Figura 13. El modelo incluye la fuente generadora de entidades, tres máquinas, dos buffers intermedios, el sumidero y dos elementos de control que generan y almacenan las series temporales de producción y tiempos de ciclo. En el experimento se realizaron 200 simulaciones de 2000 unidades de tiempo con un tiempo de calentamiento de 100 unidades de tiempo.

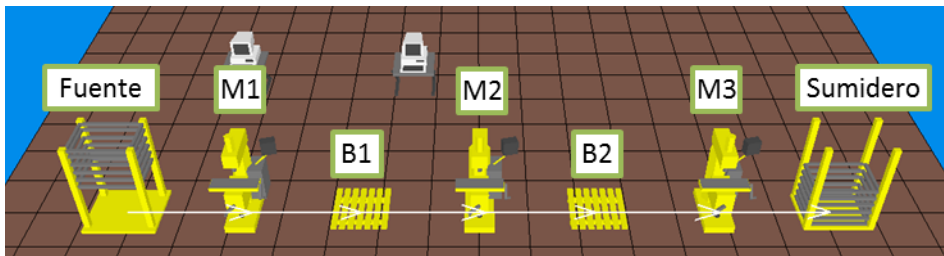


Figura 13. Modelo Quest de línea en serie de 3 máquinas.

Los factores considerados en el experimento fueron:

- La longitud del periodo de generación de la serie temporal de parámetros de la distribución T. La relación  $T/\mu$  en este caso proporciona un indicador de la relación entre las dos escalas temporales.  $\mu$  es la media a largo plazo de los



tiempos de ciclo y por ello define la escala temporal de los ciclos del proceso mientras que T es la escala de variación de la distribución del proceso. Para este valor se consideraron los niveles  $T = \{5,10,50,100\}$ .

- El parámetro  $\beta$  del modelo AR(1). Para este parámetro se consideraron los niveles  $\beta = \{-0.8, -0.4, 0.0, 0.4, 0.8\}$ .
- La desviación estándar el proceso AR(1)  $\sigma_\delta$ . Se consideraron los niveles  $\sigma_\delta = \{0, 0.1\}$ . El caso  $\sigma_\delta = 0$  corresponde a un modelo en que no se introduce variabilidad en la escala temporal T, es decir, se corresponde con un modelo de tiempos de ciclo *i.i.d.*

**Tabla 19. Rendimiento de la línea en serie de 3 máquinas en función de  $\beta$  y  $\sigma_\delta$  (intervalos de confianza del 95%).**

T		5	10	50	100
$\sigma_\delta = 0$	$\beta = 0.0$	92.21%±0.07%	92.18%±0.07%	92.17%±0.07%	92.20%±0.07%
	$\beta = -0.8$	90.88%±0.08%	89.22%±0.10%	87.39%±0.20%	87.41%±0.29%
$\sigma_\delta = 0.1$	$\beta = -0.4$	91.20%±0.08%	90.53%±0.08%	89.60%±0.12%	89.34%±0.16%
	$\beta = 0.0$	90.92%±0.08%	90.41%±0.10%	89.69%±0.14%	89.72%±0.18%
	$\beta = 0.4$	90.29%±0.09%	89.78%±0.11%	89.46%±0.21%	89.24%±0.29%
	$\beta = 0.8$	87.28%±0.19%	87.13%±0.26%	87.25%±0.55%	86.87%±0.64%
	$\beta = 0.8$	87.28%±0.19%	87.13%±0.26%	87.25%±0.55%	86.87%±0.64%

Los resultados de la simulación se muestran en la Tabla 19 y en la Figura 14. Tal y como se puede ver la relación entre la escala temporal mayor y la escala de ciclos de ejecución afecta de manera muy importante al rendimiento de la línea con respecto al caso base. De los resultados se pueden resaltar las siguientes conclusiones:

- Al incrementarse la relación entre las dos escalas temporales  $T/\mu$  el impacto sobre el rendimiento de la línea es menor para todos los escenarios de  $\sigma_\delta$ . Sin embargo también se aprecia que los decrementos marginales son decrecientes.
- En los escenarios con autocorrelación negativa para el valor  $T = 5$  el rendimiento es mayor o igual al del caso sin autocorrelación. Sin embargo, a medida que se incrementa la relación  $T/\mu$  los casos con autocorrelación negativa reducen de manera muy relevante el rendimiento de la línea de tal forma que para  $T = 100$  el caso  $\beta = -0.8$  es similar a  $\beta = 0.8$ .
- Los casos con autocorrelación positiva afectan de forma muy significativa al rendimiento de la línea. Puede observarse además que en el caso de autocorrelación positiva de un valor muy elevado ( $\beta = 0.8$ ) el rendimiento es muy bajo para todos los valores de T y apenas se incrementa con la relación entre las dos escalas. Este resultado implica que la presencia de correlación positiva de alto orden en múltiples escalas temporales reduce en gran medida el rendimiento del proceso independientemente de la escala.
- Al incrementarse  $T/\mu$  se incrementa la desviación de la variable de respuesta tal y como muestran las amplitudes de los intervalos de confianza. Este re-

sultado implica en primer lugar que la variabilidad en la tasa de producción de la línea será mayor, por lo que un proceso que experimente variaciones no estacionarias en múltiples escalas temporales presentará una mayor variabilidad en su tasa de producción y requerirá por tanto de mayores stocks de seguridad de productos terminados. Además, la obtención de resultados significativos requerirá de simulaciones más largas y los tamaños de muestra para ajuste de los modelos estadísticos deberán ser mayores.

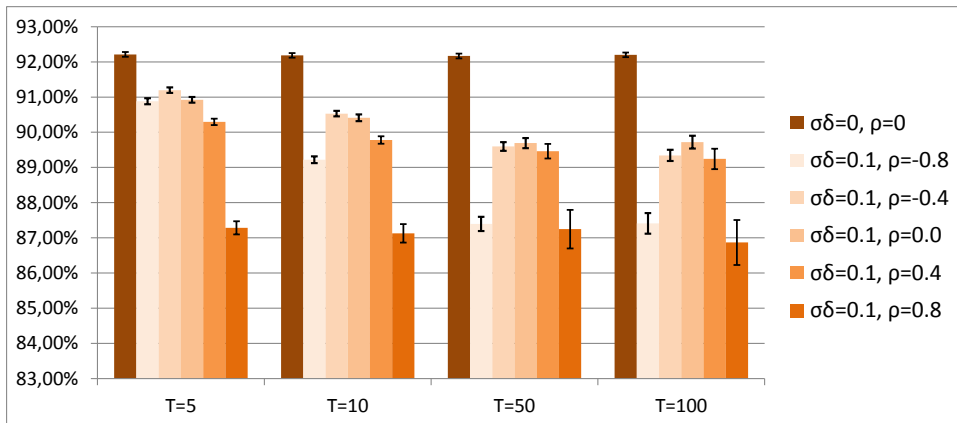


Figura 14. Rendimiento de la línea en serie de 3 máquinas en función de  $\beta$  y  $\sigma_\delta$ .

El otro caso simulado consistió en una línea de ensamblaje con tres máquinas tal y como muestra la Figura 15. A partir de dos máquinas que procesan los dos insumos del proceso en paralelo, sus productos confluyen en una tercera máquina que realiza el ensamblaje. El ensamblaje se realiza entre una pieza de cada una de las dos entradas. Los dos productos para ensamblar se almacenan en buffers separados de igual capacidad 1.

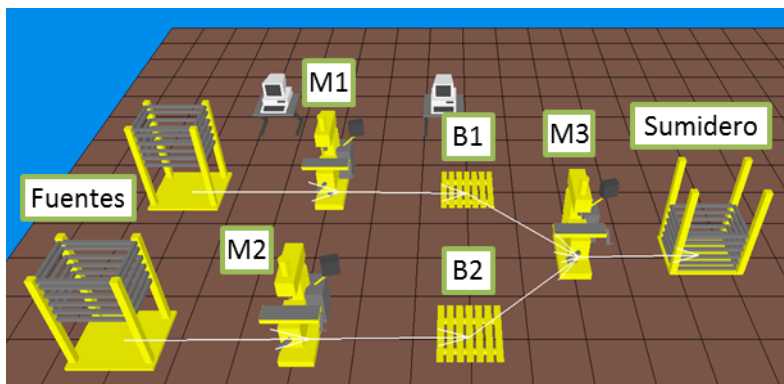


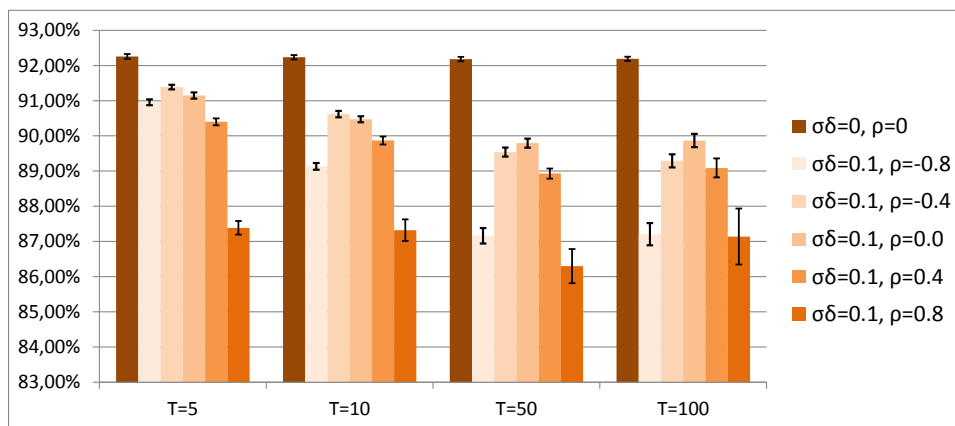
Figura 15. Modelo Quest de línea de ensamblaje de 3 máquinas (2-1).

Las condiciones de experimentación y escenarios de análisis son idénticos a los de la línea en serie, cambiando sólo la morfología de la línea. Los resultados

se muestran en la Tabla 20 y la Figura 16. Como se puede ver no difieren significativamente de los observados en el caso de la línea en serie y por tanto las conclusiones obtenidas son aplicables a este caso.

**Tabla 20. Rendimiento de la línea de ensamblaje de 3 máquinas en función de  $\beta$  y  $\sigma_\delta$  (intervalos de confianza del 95%).**

T		5	10	50	100
$\sigma_\delta = 0$	$\beta = 0.0$	92.26%±0.07%	92.24%±0.06%	92.18%±0.06%	92.19%±0.06%
$\sigma_\delta = 0.1$	$\beta = -0.8$	90.96%±0.08%	89.13%±0.10%	87.16%±0.22%	87.20%±0.32%
	$\beta = -0.4$	91.39%±0.07%	90.62%±0.09%	89.54%±0.13%	89.29%±0.19%
	$\beta = 0.0$	91.15%±0.09%	90.47%±0.09%	89.79%±0.13%	89.87%±0.19%
	$\beta = 0.4$	90.40%±0.10%	89.87%±0.11%	88.93%±0.14%	89.09%±0.27%
	$\beta = 0.8$	87.39%±0.19%	87.32%±0.31%	86.30%±0.49%	87.14%±0.80%



**Figura 16. Rendimiento de la línea de ensamblaje de 3 máquinas en función de  $\beta$  y  $\sigma_\delta$ .**

### 4.4.3. Relación con el fenómeno de Hurst.

En el capítulo de Antecedentes se vio que de los modelos de series temporales empleados en simulación de eventos discretos los únicos en que se ha estudiado de forma específica la relación entre la varianza de la serie y la escala temporal son los modelos de series de larga memoria empleados para el análisis de redes de comunicaciones. En la revisión bibliográfica llevada a cabo no se encontró ningún trabajo que analizara de forma específica cómo la escala temporal de análisis afecta a la varianza de las variables de una línea de producción. Esto se debe principalmente a que bajo la hipótesis *i.i.d.* que es adoptada en la mayoría de los trabajos el teorema central del límite implica que la varianza de la series temporales agregadas tienda a incrementarse linealmente con la escala temporal independientemente de las distribuciones concretas del modelo (siempre y cuando se cumplan las condiciones de regularidad que requiere dicho teorema).

Para explicar este comportamiento se parte de la serie temporal  $x_c$  (que podría ser tanto los tiempos entre llegadas como los tiempos de ciclo del proceso). La serie temporal agregada en la escala temporal  $T$  vendrá dada entonces por  $x_c^{(T)} = \sum_{c=1}^T x_c$ . Entonces la varianza de la serie agregada  $x_c^{(T)}$ , por el teorema central del límite y para  $T$  suficientemente elevado, será igual a:

$$D^2[x_t^{(T)}] = T \cdot D^2[x_t] \quad (54)$$

Si no se cumple la hipótesis *i.i.d.* debido a la presencia de autocorrelación en la serie pero ésta puede ser modelada por un proceso autorregresivo con decaimiento exponencial de la función de autocorrelación entonces se sigue manteniendo la relación lineal entre las varianzas, aunque cambia la constante de proporcionalidad.

Por ejemplo, asumiendo que la serie temporal  $x_c$  sigue un proceso autorregresivo de primer orden AR(1) con autocorrelación igual al parámetro  $\varphi$  del proceso, entonces se puede obtener fácilmente la varianza de la serie agregada. Esta varianza será:

$$D^2[x_t^{(T)}] = D^2\left[\sum_{c=1}^T x_c\right] = T \cdot D^2[x_t] + 2 \sum_{i=1}^T \sum_{j=i+1}^T cov(x_i, x_j) \quad (55)$$

Empleando la notación habitual para definir la función de autocovarianza  $cov(x_i, x_j) = \gamma_{i,j}$  y teniendo en cuenta que para un proceso AR(1) la función de autocovarianza es  $\gamma_{i,j} = \gamma_0 \cdot \varphi^{|i-j|}$  entonces resulta:

$$D^2[x_t^{(T)}] = \gamma_0 \cdot \left( T + 2 \sum_{i=1}^T \sum_{j=i+1}^T \varphi^{|i-j|} \right) \quad (56)$$

Calculando el sumatorio del subíndice  $j$  queda:

$$D^2[x_t^{(T)}] = \gamma_0 \cdot \left( T + \frac{2\varphi}{\varphi - 1} \left( \sum_{i=1}^T \varphi^{T-i} - T \right) \right) \quad (57)$$

Que finalmente resulta en:

$$D^2[x_t^{(T)}] = T \cdot \gamma_0 \cdot \left( 1 + \frac{2\varphi}{1 - \varphi} \right) - 2 \cdot \gamma_0 \cdot \frac{\varphi \cdot (1 - \varphi^T)}{(1 - \varphi)^2} \quad (58)$$

Para  $T$  suficientemente elevado la expresión anterior es aproximadamente igual a:

$$D^2[x_t^{(T)}] \approx T \cdot \gamma_0 \cdot \left( 1 + \frac{2\varphi}{1 - \varphi} \right) \quad (59)$$

Con lo que se comprueba que el incremento de la varianza con la escala es lineal aunque se encuentra multiplicado por un factor que depende del coeficiente de autocorrelación de la serie  $1 + \frac{2\varphi}{1-\varphi}$ . Para casos con autocorrelación positiva la pendiente de la recta de varianza frente a  $T$  será mayor a 1 y para casos con autocorrelación negativa será inferior a 1.

La evolución de la varianza de la serie agregada en función de la escala temporal difiere de la que se observaría en caso de producirse el fenómeno de Hurst. En este caso la varianza en función de la escala temporal sería, según (17):

$$D^2[x_t^{(T)}] = T^{2H} \cdot \gamma_0 \quad (60)$$

Donde en los casos con  $H > 1/2$  el crecimiento de la varianza con la escala será de un orden superior al que se obtendría asumiendo *i.i.d.* Si  $x_t$  es una serie temporal *i.i.d.* e  $y_t$  es una serie temporal afectada por el fenómeno de Hurst, y ambas tienen igual varianza en sus distribuciones marginales, entonces la relación entre sus varianzas en función de la escala temporal será aproximadamente:

$$\frac{D^2[y_t^{(T)}]}{D^2[x_t^{(T)}]} = T^{2H-1} \quad (61)$$

Que cuando  $T \rightarrow \infty$ , siendo  $H > 1/2$ , también tenderá a infinito.

El modelo definido en esta sección para modelar series temporales con dos escalas de variación permite aproximar series que presenten el fenómeno de Hurst ya que al introducir variabilidad en una escala temporal mayor a los ciclos de ejecución del proceso entonces se podrá lograr que para esa escala temporal la varianza del proceso agregado sea igual a la que se obtendría con el fenómeno de Hurst mientras que para la escala de ciclos de ejecución seguirá siendo igual a la varianza de la distribución marginal.

En este caso se adoptará un modelo multiplicativo similar al empleado en el experimento de simulación del apartado previo. Siendo  $i$  el subíndice relativo al periodo de tiempo de la escala temporal  $T$  y  $c$  el subíndice relativo a la escala temporal de ciclos de ejecución, entonces para la serie  $x_{i,c}$  se considerará el modelo:

$$x_{i,c} = \mu_i \cdot \varepsilon_{i,c} \quad (62)$$

En el cual el proceso  $\mu_i$  modela variaciones en la media de la variable en periodos de tiempo de longitud  $T$  y  $\varepsilon_{i,c}$  modela la variabilidad entre ciclos de ejecución. La media de la distribución de  $\varepsilon_{i,c}$  será 1 de forma que la media del proceso sea  $E[x_{i,c}] = \mu_i$  y el coeficiente de variación de la variable durante el periodo  $i$   $CV = \frac{D[x_{i,c}]}{E[x_{i,c}]} = D[\varepsilon_{i,c}]$  sea la desviación de  $\varepsilon_{i,c}$ .

Entonces el valor agregado de la serie  $x_i^{(T)}$  para T observaciones de la variable será, para un valor suficientemente elevado de la escala temporal:

$$x_i^{(T)} = \mu_i \cdot \sum_{c=1}^T \varepsilon_{i,c} \quad (63)$$

Que, asumiendo que los valores  $\varepsilon_{i,c}$  son *i.i.d.* permite la aplicación del teorema central del límite que implica que la distribución de la variable  $\delta_i = \sum_{c=1}^T \varepsilon_{i,c}$  sea una normal con media T y varianza  $T \cdot CV^2$ .

Entonces la varianza de la serie agregada, ya que las variables  $\delta_i$  y  $\mu_i$  son independientes, se obtiene (por las propiedades de la varianza de un producto de variables aleatorias) como:

$$D^2[x_i^{(T)}] = \mu^2 \cdot T \cdot CV^2 + T^2 \cdot D^2[\mu_i] + T \cdot CV^2 \cdot D^2[\mu_i] \quad (64)$$

Donde  $\mu$  es la media de la serie  $\mu_i$  empleada para generar la variabilidad en la escala temporal mayor.

La expresión anterior es igual a:

$$D^2[x_i^{(T)}] = T(\mu^2 \cdot CV^2 + D^2[\mu_i] \cdot (T + CV^2)) \quad (65)$$

Si se hace  $\gamma_0 = \mu^2 \cdot CV^2$  entonces se puede buscar el valor de la varianza del proceso de la escala temporal T tal que la varianza sea igual a la que se obtendría bajo el fenómeno de Hurst:

$$\gamma_0 \cdot T^{2H-1} = \gamma_0 + D^2[\mu_i] \cdot (T + CV^2) \quad (66)$$

Como para T suficientemente elevado  $T \gg CV$  entonces esta expresión se puede aproximar como sigue:

$$D^2[\mu_i] \approx \gamma_0 \cdot (T^{2H-1} - 1) \quad (67)$$

Esta última ecuación permite comprobar que la consideración del modelo con dos escalas temporales proporciona una aproximación a una serie temporal afectada por el fenómeno de Hurst. Por tanto los resultados obtenidos en el apartado anterior son extensibles, como una aproximación, a procesos productivos en los que haya variables como tiempos de ciclo que presenten "memoria larga".

Sin embargo, el hecho de que los modelos con dos escalas temporales permitan aproximar este tipo de procesos, no implica necesariamente que un proceso con variabilidad en múltiples escalas sea originado por el fenómeno de Hurst. Es igualmente posible que la variabilidad en una escala temporal superior a los ciclos de ejecución del proceso sea causada por algún fenómeno específico del proceso productivo que en escalas mayores no se ajuste al fenómeno de Hurst.

Estos casos serán reconocibles porque el crecimiento de la varianza de la serie con la escala temporal para escalas superiores a T será lineal.

## CAPÍTULO 5

---

# Caso de estudio: planta de fabricación de pizarras

En este capítulo se presenta el caso de estudio consistente en el desarrollo de un modelo de simulación para la mejora de una planta de fabricación de pizarras. Este caso representa un ejemplo paradigmático de un proceso de producción altamente variable debido a la componente fundamentalmente humana de los trabajos que se llevan a cabo para la fabricación de la pizarra y sobre todo a las propiedades físicas heterogéneas del material extraído en cantera.

Esta variabilidad intrínseca del producto afecta a todas las etapas del proceso productivo porque la presencia de impurezas y defectos en el interior del material no es descubierta hasta que ha sido transformada en las etapas finales del proceso en las láminas que se emplean para fabricación de cubiertas. Además, el proceso de extracción de la piedra en cantera y sus propiedades heterogéneas a lo largo de la misma causan persistencia en las características del producto procesado que tiene su reflejo en la presencia de autocorrelación en las series temporales de parámetros del proceso.

El desarrollo del proyecto de simulación se llevó a cabo con el fin de lograr una mejora del proceso en cuanto a los siguientes objetivos:

- Incrementar el conocimiento del proceso y de la productividad de los diversos recursos de producción.
- Rediseñar el *layout* con el fin de hacer un proceso más eficiente.
- Reducir los costes de producción asumiendo que se mantiene la misma tasa de producción a través de la reducción de operaciones innecesarias, el número de operarios y el trabajo en curso.

El desarrollo del modelo requirió de un trabajo intensivo en la recopilación y análisis de datos e implementación de rutinas en Delmia Quest V5R20 que fue el simulador escogido por sus funcionalidades de simulación 3D.

Modelar el proceso de variación temporal de las propiedades del material extraído y otros parámetros del proceso requirió del desarrollo de un modelo con dos escalas temporales de variación de los parámetros, relativas a los tiempos de ciclo de ejecución del proceso y a sus ciclos de producción. Por ello el sistema constituye un caso de aplicación directa de la teoría sobre modelado de series



temporales para simulación líneas de producción desarrollada en el capítulo anterior.

A lo largo del capítulo se proporcionará una descripción del proceso productivo, se presentará el modelo conceptual desarrollado que recoge los principales parámetros así como un análisis cualitativo de sus relaciones en el que se basó la asunción de varias hipótesis del modelo, se mostrarán los resultados y conclusiones extraídas del análisis estadístico de los datos recopilados, se explicará de forma resumida la implementación del modelo y se analizarán los resultados de los modelos de simulación desarrollados. Por un lado se expondrán las diferencias obtenidas entre un modelo de simulación que incluye las dos escalas temporales mencionadas y otro que no las incluye, mostrando cómo el correcto modelado de la variabilidad en ambas y los efectos de autocorrelación fueron aspectos necesarios para lograr desarrollar un modelo válido del sistema. Por otro lado se presentarán los resultados obtenidos en la simulación de un nuevo diseño de planta basado en principios de fabricación Lean y cómo la estrategia inicialmente adoptada de maximizar el espacio dedicado a buffers de almacenamiento intermedio en la práctica empeoraba el comportamiento de la línea.

## 5.1. DESCRIPCIÓN DEL PROCESO

La fabricación de láminas de pizarra para cubiertas es una actividad altísimamente costosa en términos de eficiencia. Baste decir que en casos como el que nos ocupa, donde se persigue la obtención de los productos de mayor valor añadido del mercado en cuestión, únicamente un 3% del material extraído en cantera se convierte en producto final. La transformación de un bloque de pizarra de varias toneladas en una fina lámina de sólo varios milímetros de espesor requiere un elevado consumo energético así como la dedicación de importantes niveles de recursos tanto materiales como humanos.

El proceso en su conjunto está sometido a la variabilidad intrínseca de la piedra natural que determina a su vez la naturaleza reactiva del sistema de producción. El desarrollo de un modelo de simulación de eventos discretos proporciona un entorno sistemático de análisis para la caracterización de lo que es en la actualidad un sistema altamente dinámico, variable e intensivo en mano de obra.

La industria de producción de pizarra se caracteriza por ser un sector muy tradicional en el que se ha producido un escaso desarrollo tecnológico además de una transferencia tecnológica muy reducida desde otros sectores. Se trata de una industria en la que se transforma material natural, y en consecuencia, con características y calidades muy heterogéneas, y en la que se hace un uso intensivo de mano de obra en unas condiciones duras y exigentes físicamente para el trabajador. Por otro lado, es una industria minera con escaso impacto ambiental en cuanto a requerimientos energéticos, en la que los residuos sólidos generados resultan inertes, pero con un importante impacto paisajístico provocado funda-

mentalmente por la bajísima tasa de aprovechamiento que actualmente se puede alcanzar del material extraído.

El proceso productivo se inicia en cantera con la extracción de la pizarra en bloques de gran tamaño denominados *rachones*. Para esto, se emplean explosivos de baja potencia que dan como resultado formas muy irregulares que afectan a las etapas posteriores del proceso en lo que a capacidad de aprovechamiento del material y definición de medios y tareas se refiere.



Figura 17. Operación de Extracción en Cantera.

Estos bloques son luego transportados a la nave de elaborado y acumulados en un patio de almacenaje de material de cantera. Este almacenaje de rachones permite hacer frente a las variaciones en la tasa de producción de extracción en cantera, que es muy variable debido a la fuerte heterogeneidad de las vetas de pizarra, además del efecto de factores ambientales.

La primera etapa de obtención de la pizarra es una exfoliación basta mediante una pala cargadora por medio de un sistema de pinza y martillo percutor. Esta primera división del material tiene la función de conseguir bloques con dimensiones en altura adecuadas para la posterior operación de serrado. Estos bloques son introducidos en la nave y cargados mediante una grúa de pinzas en las cintas transportadoras que los conducen a las mesas de corte.



Figura 18. Operaciones de Corte y Entrada de Rachones en la Nave de Serrado.

El resultado del corte en las sierras son bloques de tamaño adecuado para la fase posterior de labrado, en la cual se produce la exfoliación de la pizarra en láminas del espesor deseado. Las puntas, bordes y partes no aprovechables de

los bloques son vertidos en una cinta de residuos que los transporta al exterior de la nave a una tolva de recogida de desechos. El proceso requiere también de importantes cantidades de agua para mantener las pizarras húmedas, ya que en caso contrario, no sería posible su exfoliación. Además, cumple la función de absorber el polvo generado. Esta presencia de agua en la planta origina un ambiente de trabajo frío y húmedo, especialmente duro en invierno.



Figura 19. Operaciones de Serrado Longitudinal y Transversal de los Rachones para la obtención de Bloques.

El transporte de piezas serradas hasta la fase de labrado tiene lugar a través de un sistema de cintas transportadoras seguido de un carro motorizado dirigido por un operario que es el encargado de distribuirlas entre los labradores, procurando que no queden en ningún momento escasos de suministro.

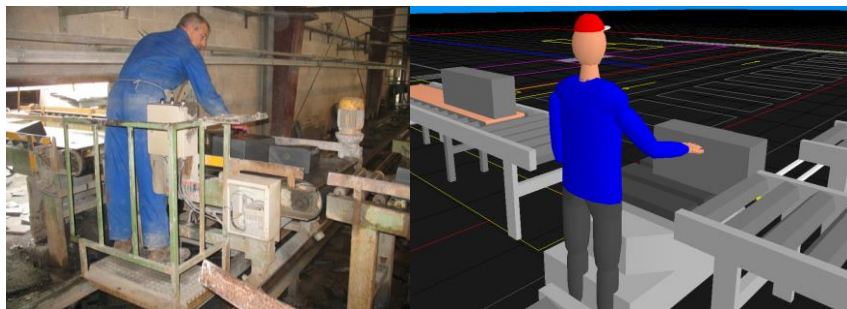


Figura 20. Captura de un modelo de Simulación preliminar de la operación de Labrado junto con la operación real.

Los bloques de pizarra se abren en láminas en el denominado proceso de labrado, que es una operación manual muy delicada ya que es en la que se les proporciona el espesor final deseado, y por lo tanto crítica para la obtención de un producto de calidad con un alto valor añadido. El trabajo desarrollado por los labradores consiste primeramente en subdividir los bloques que les llegan en una operación denominada *tareo* en bloques de espesor manejable (28mm), para a continuación llevar a cabo el propio labrado en el que obtienen las láminas de espesor final (generalmente 3,5mm). En esta fase es en la que se producen la mayor parte de los desperdicios de material, ya que hasta que no se abre el bloque

no se sabe si realmente es válido para la producción de láminas para cubiertas. La presencia de impurezas puede dar al traste con todo un bloque que deberá ser retirado mediante una cinta transportadora de residuos que discurre anexa inferiormente a los puestos de labrado.



**Figura 21.** Captura de un modelo de Simulación preliminar de la operación de Labrado junto con la operación real.

La tarea de labrado es una operación dura para el operario ya que se desarrolla de pie en posición fija, en un ambiente frío y húmedo. El labrador está sometido a la reacción a cargas dinámicas de impacto repetidas que ejerce sobre los bloques de pizarra, partiendo de una posición del brazo elevada, resultando todo ello en una ponderación ergonómica manifiestamente negativa. Además exige un alto grado de pericia y experiencia por parte del labrador en el conocimiento de la mejor manera de atacar un bloque para sacar el máximo rendimiento al material. Así, si bien se trata siempre de obtener láminas del formato de producto de mayor valor añadido ( $32\text{cm} \times 22\text{cm} \times 3,5\text{mm}$ ) si las dimensiones u otras propiedades del bloque impiden conseguir estas características deseadas, el labrador reduce el tamaño de la lámina para que pueda ser aprovechada como un producto de menor calidad. En el argot de la industria, a aquellos formatos que son formulados como objetivo comercial de fabricación se les denomina “cuadradas”, mientras que las láminas que son producto de una operación de aprovechamiento de cuadradas para otros formatos de menor valor comercial, se dice que son “caídas” a “puntas”.



**Figura 22.** Mesas de Salida de un Puesto de Labrado: Láminas “Cuadradas” a la izquierda ( $32 \times 22$ ); Lotes de “Puntas” en el centro ( $30 \times 20$ ) y a la derecha ( $27 \times 18$ ).

Las piezas labradas son luego transportadas a los puestos de corte en los que se ajustan las formas y dimensiones a sus valores nominales comerciales. Este proceso de transporte parte de láminas agrupadas en lotes seleccionados de acuerdo con el espesor y dimensiones para el corte. A la salida de cada puesto de labrado los lotes son recogidos por un segundo carro motorizado de transporte guiado por un operario. Éste realiza el transporte de los mismos a una mesa de rodillos en la cual va acumulando lotes hasta que reúne una cantidad que considere suficiente para su transporte (normalmente entre ocho y diez lotes), mediante empuje manual, hasta el otro extremo de la mesa, donde son recogidos por un tercer carrito, éste completamente manual. Desde este carrito los lotes son distribuidos a la máquina de corte correspondiente, además de llevarse a cabo un almacenaje temporal de los excesos de material sobre otro grupo de mesas de rodillo que actúan de esta manera como pulmones para la alimentación de las máquinas en caso de falta de suministro, bien por caída de alimentación eléctrica en la planta, bien por una baja tasa de aprovechamiento material en la operación de labrado que da lugar a un flujo de lotes bajo.

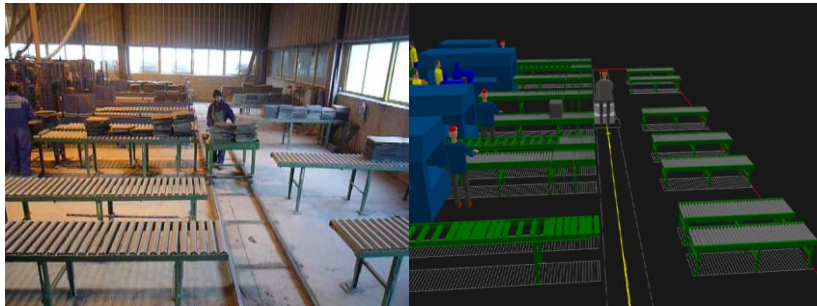


Figura 23. Operación de Reparto de Lotes procedentes del Labrado a las correspondientes Máquinas de Corte. A la derecha, buffers de conexión.

El corte se realiza en tres modelos de máquinas de corte automáticas y dos de corte manual. Las máquinas de corte manual son de tipo cizalla, empleadas ampliamente en el sector, y las máquinas de discos para el corte de láminas redondeadas. Las máquinas de corte automático difieren en el sistema de alimentación, habiéndolas a su vez también de alimentación automática por medio de un sistema lineal de ventosas, de alimentación manual lámina a lámina y finalmente, de carga manual de un mecanismo de noria de alimentación.

A la salida de las máquinas de corte se realizan las tareas de clasificación, recuento y embalaje de las láminas producidas. Este proceso se desarrolla de forma totalmente manual mediante operario especializados en revisar una a una las láminas para su posterior agrupamiento por lotes en base a su calidad superficial y espesor. Las pizarras son así clasificadas como de calidad Primera, Tradicional y Estándar según las valoraciones del mercado al que van dirigidas, en este caso mayoritariamente Francia. Naturalmente, de un proceso de fabricación ajustado

se deriva una mayor obtención de láminas de calidad Primera y por ende un producto de mayor valor añadido.

La operación de recuento y clasificación es una operación muy delicada en tanto que exige un adiestramiento importante del operario para distinguir visualmente a qué grupo pertenece cada lámina. Errores en esta clasificación pueden dar lugar a una pérdida de confianza por parte del cliente. Por eso, es especialmente importante el estudio de unas condiciones de trabajo óptimas para su desarrollo efectivo, que constituyen un análisis hasta ahora inédito en el sector.



Figura 24. Tareas de Clasificación (Control de Calidad), Recuento y Embalaje.

Una vez efectuada esta fase de agrupamiento de lotes, éstos son colocados en los palés correspondientes y compactados con una maza para lograr un mayor aprovechamiento volumétrico de los mismos. Aquellas láminas que se detectaron como defectuosas se recirculan para su reproceso a formatos menores, si es posible, o son rechazadas si no se pueden aprovechar. Para asegurar que las cantidades enviadas son las correctas, dado el riesgo de reclamación de un cliente por recibir un envío con menos láminas de las acordadas, se efectúa un doble recuento de las láminas, el primero en el momento del agrupamiento tras la clasificación, y el segundo una vez que son dispuestas en el palé.

## 5.2. MODELO CONCEPTUAL

Como primer paso del desarrollo del modelo, y a partir de la información recopilada y analizada sobre el proceso, se llevó a cabo el desarrollo del modelo conceptual. Para ello se identificaron las variables que definen las tasas de producción en cada una de las etapas, los parámetros que afectan a las relaciones de transformación de productos y las restricciones de capacidad de la línea.

En este trabajo se ha adoptado un modelo con dos escalas temporales de variación del proceso: los ciclos de ejecución y los días o jornadas de trabajo (son equivalentes ya que la fábrica trabaja a un turno). La selección de las mismas responde a dos razones. En primer lugar, la consideración de la escala temporal diaria responde a la percepción del personal de la planta de que hay cambios importantes en las características del producto procesado en la cantera que co-

rresponden a la heterogeneidad del producto extraído. Estos cambios son percibidos como una alternancia entre periodos de días buenos y días malos que no son fácilmente predecibles ya que no se conocen las características exactas de material hasta que no ha sido extraído. En segundo lugar la información disponible de la planta presenta una agregación diaria de los registros de producción imposibilitando un estudio de la variación de los parámetros del proceso en la escala temporal horaria o en otras menores mediante muestras suficientemente grandes. Los datos relativos a la escala temporal de ciclos de ejecución tuvieron que ser obtenidos mediante observación directa que es más costosa y por tanto las posibilidades de obtener muestras de gran tamaño son limitadas.

A lo largo de esta sección se detallará la notación empleada en el modelo. Para ello primero se presentan a continuación los subíndices que permiten identificar las múltiples combinaciones de formatos y calidades de productos presentes así como los recursos principales:

- *f*: Formato. Los valores posibles para los productos finales son 32, 30 y 27 que corresponden a los principales formatos procesados 32×22cm, 30×20cm y 27×18cm. Para los productos intermedios obtenidos como resultado de la operación de labrado se emplean los dos formatos de dicha operación: O para el formato objetivo (las denominadas “cuadradas”) y S para el formato secundario de “caídas” (las denominadas “puntas”). Si se omite en una variable entonces la variable representa la suma de las tasas de producción para todos los formatos.
- *q*: Subíndice de calidad. Los valores empleados son P para primera calidad, T para tradicional y STD para calidad estándar. Si se omite en una variable entonces la variable representa la suma de las tasas de producción para todas las calidades.
- *E*: Subíndice de espesor. Los valores posibles son 3.5mm que corresponde al espesor de mayor valor añadido y 4.5mm que es un espesor más grueso empleado para aprovechar material que no puede ser labrado a 3.5.
- *c*: Subíndice para ciclos de ejecución del proceso. En los casos en que es empleado la variable hace referencia a la serie temporal de valores para la escala de ciclos de ejecución.
- *t*: Subíndice para días. Es empleado en aquellas variables de las que interesa modelar series temporales en la escala diaria.
- *i*: Subíndice de labradores.

### 5.2.1. Tasas de producción y parámetros del proceso.

Las siguientes variables indican tasas de unidades de producto por unidad de tiempo.

- *R*: Tasa de rachones que alimentan la línea.
- *B*: Bloques.

- $B_i$ : Bloques consumidos por el labrador  $i$ .
- $LL_{f,i}$ : Lotes labrados en función del formato (O o S) por el labrador  $i$ .
- $LC_f$ : Lotes cortados por formato.
- $LR_{f1 \rightarrow f2}$ : Lotes reciclados del formato  $f1$  a  $f2$ .
- $LE_{f,q,E}$ : Lotes clasificados y embalados en función del formato, calidad y espesor.

La Figura 25 muestra un diagrama del proceso de producción en el que se representan todas las actividades de procesamiento y los buffers intermedios de almacenamiento de la línea. Tal y como puede apreciarse el proceso es fundamentalmente lineal y corresponde a una morfología de línea de desensamblaje en la que a partir de un producto inicial se obtienen múltiples productos finales. Existen recirculaciones de unas líneas a otras pero que no implican bucles cerrados de flujo de productos y que por tanto no alteran su estructura lineal.

Las tasas de producción anteriormente especificadas están expresadas en unidades de producto diferentes que corresponden a las unidades de agregación del producto propias de cada etapa del proceso. Para definir las relaciones de transformación entre las mismas es necesario tener en cuenta un conjunto de parámetros que se presentan a continuación:

- $PT$ : Partes “tareadas” por bloque (subdivisiones de la operación “tareo”).
- $e_T$ : Espesor de “tareo” de los bloques.
- $e_L$ : Espesor de lámina.
- $NLL_f$ : Número de láminas labradas por formato.
- $NLC$ : Número de láminas por lote cortado (no depende del formato).
- $NLR$ : Número de láminas por lote reciclado (no depende del formato).
- $NLE_{f,E}$ : Número de láminas por lote embalado. Corresponde al tamaño de los pallets que dado que tienen un volumen establecido implican diferentes números de láminas en función del formato y el espesor pero no de la calidad.

El reparto del material en las distintas categorías de productos terminados requiere de la definición de las siguientes tasas de transformación:

- $\tau_f$ : % de láminas que se labran con cada uno de los dos formatos de labrado (“cuadradas” y “puntas”).
- $\tau_{DL}$ : % de láminas labradas que se desechan en el proceso de labrado y que por tanto constituyen residuos.
- $\tau_{f,q,E}$ : % de láminas que se clasifican en cada categoría de formato, calidad y espesor.
- $\tau_{DC,f}$ : % de láminas de cada formato que se desechan en la clasificación.
- $\tau_{R,f1 \rightarrow f2}$ : % de láminas de formato  $f1$  que se reciclan a  $f2$  en la clasificación.



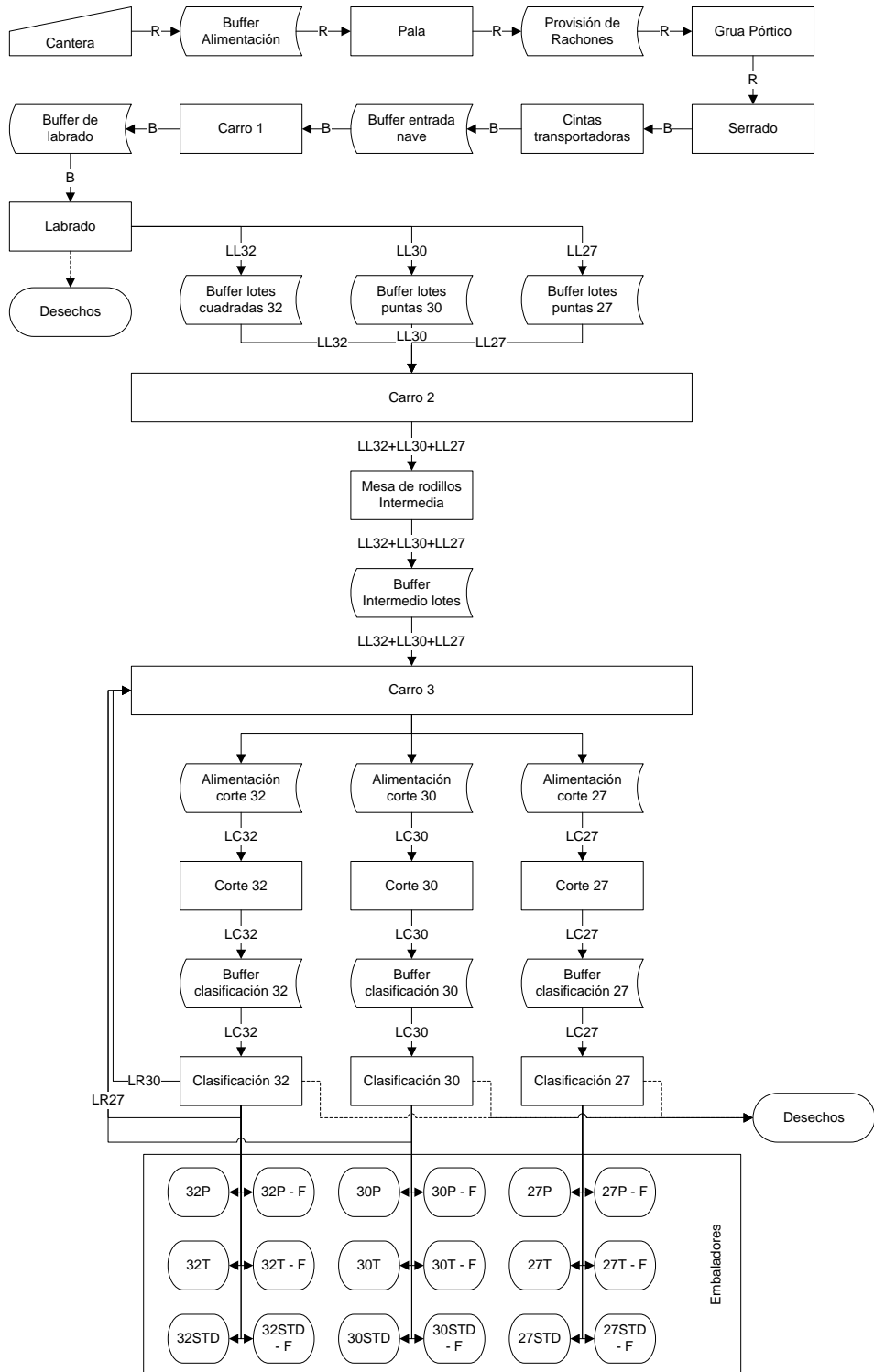


Figura 25. Diagrama de proceso.

### 5.2.2. Balances de producto.

Para cada una de las etapas del proceso se realizaron los balances de los productos que relacionan las variables anteriormente definidas.

Balance de labrado:

$$LL_{f,i} = B_i \cdot PT \cdot \frac{e_T}{e_L} \cdot (1 - \tau_{DL}) \cdot \tau_f \quad (68)$$

Balance de corte:

$$LC_f = LL_{f,i} \cdot \frac{NLL_f}{NLC} + \sum_{f' \neq f} LR_{f' \rightarrow f} \cdot \frac{NLR}{NLC} \quad (69)$$

Balance de clasificación y embalaje:

$$LE_{f,q,E} = LC_f \cdot \frac{NLC}{NLE_{f,E}} \cdot (1 - \tau_{D,f}) \cdot \left(1 - \sum_{f' \neq f} \tau_{R,f \rightarrow f'}\right) \cdot \tau_{f,q,E} \quad (70)$$

$$LR_{f_1 \rightarrow f_2} = LC_{f_1} \cdot \frac{NLC}{NLR} \cdot (1 - \tau_{DC,f}) \cdot \tau_{R,f_1 \rightarrow f_2} \quad (71)$$

### 5.2.3. Análisis cualitativo de las fuentes de variabilidad e hipótesis asumidas.

El proceso de fabricación de la pizarra es percibido tanto por los gestores de la planta como por los trabajadores como muy variable. De acuerdo con su percepción, el sistema muestra las siguientes características:

- Las propiedades físicas del material de pizarra extraído son muy heterogéneas y variables a lo largo del tiempo. Esto origina días “buenos” en los que el material puede ser labrado fácilmente y muestra buena calidad en la clasificación frente a días malos en los que se producen grandes pérdidas de material.
- El cuello de botella del sistema varía de forma dinámica entre la zona de labrado y clasificación en función de la calidad del material. Si el material es bueno se produce congestión en la zona de clasificación y embalaje mientras que si el material es malo son los labradores los que se encuentran saturados.
- Son necesarios grandes buffers intermedios de capacidad para hacer frente a las variaciones en las características del producto. En ciertas condiciones el trabajo en curso se acumula y por ello la configuración del *layout* se hace de tal forma que se aproveche al máximo el espacio disponible para almacenar material. En otras condiciones las colas de material en curso se consumen y la planta opera por debajo de su capacidad.

Las variables definidas que caracterizan el proceso de producción están sometidas a variabilidad por múltiples causas que origina fluctuaciones estocásticas en el rendimiento de la línea. Por ello, aunque este modelo analítico ha sido planteado con el fin de identificar las variables relevantes, para la obtención de resultados se ha empleado el modelo de simulación que será explicado posteriormente.

Una vez identificadas todas las variables relevantes del proceso y sus relaciones se procedió a realizar un análisis cualitativo de las fuentes de variabilidad de acuerdo con las guías presentadas en la sección 4.1.

### **Variabilidad en el producto:**

En este proceso las características heterogéneas del material extraído en la cantera causan que las propiedades físicas del producto varíen afectando a los parámetros del proceso. Estas variaciones afectarán a los siguientes parámetros:

- Espesor de lámina ( $e_L$ ). Esta variable presenta una distribución estadística condicionada por la calidad del material procedente de cantera y la habilidad del labrador considerado. Se pueden dar dos objetivos de producción: centrarse en láminas labradas a 3,5mm o a 4,5mm. El formato de 3,5mm de espesor presenta la ventaja de que permite producir más láminas por tonelada de roca extraída en cantera y por tanto se repercuten los costes de cantera sobre un número mayor de unidades. Además los precios del producto de 3,5mm son mayores dado a que es percibido como de mayor calidad por el cliente final. Desde el punto de vista del modelo de simulación puede asumirse constante ya que excepto que se produzca un cambio en los criterios comerciales el procedimiento de labrado no cambia. El espesor de una parte tareada es establecido de forma siempre igual a partir del útil de trabajo denominado guillo y por ello aunque haya variaciones de una lámina a otra los tiempos de producción no se ven afectados.
- Los desechos en el proceso de labrado ( $\tau_{DL}$ ). En función de las características físicas de la piedra y de la presencia de impurezas (sobre todo hilos de cuarzo) los labradores se ven obligados a desechar parte de los bloques que reciben. Por tanto la calidad del producto que entra en el proceso determina de forma muy importante la generación de desechos en el labrado. Este factor no es controlable sino que depende totalmente de la zona de cantera que se esté trabajando y de la concentración de imperfecciones que haya en cada fragmento.
- Los porcentajes de láminas clasificadas en cada categoría ( $\tau_{f,q,E}$ ,  $\tau_{DC,f}$  y  $\tau_{R,f1 \rightarrow f2}$ ). En la clasificación los operarios chequean la calidad de cada una de las láminas de pizarra cortadas y las asignan a las categorías correspondientes. Por tanto estos porcentajes dependen fundamentalmente de las características del producto que llega de cantera. Si tiene más imperfecciones será clasificado en categorías de menor calidad o reciclado para su aprovecha-

miento en formatos menores (por ejemplo si tiene impurezas en una de las esquinas). Respecto a esta variable, se asumirá que las tasas de reparto en cuanto a los tres criterios (formato, calidad y espesor) son independientes entre sí. Esta asunción fue contrastada con los datos disponibles verificando su validez. Por tanto se simplificó el modelo haciendo  $\tau_{f,q,E} = \tau_f \cdot \tau_q \cdot \tau_E$ . Los desechos en la clasificación responden a defectos de calidad no detectados en la etapa de labrado.

#### **Variabilidad en los recursos:**

Los recursos de producción del proceso son sus operarios por lo que el principal componente de variación en los recursos viene dado por su productividad.

- Por un lado caben esperar las habituales variaciones de rendimiento por efecto de la motivación, cansancio, temperatura o aprendizaje.
- Adicionalmente la habilidad de los labradores determina de forma muy importante su rendimiento. Esta variabilidad se aprecia por un lado en la relación entre las láminas que logran labrar en el formato objetivo frente al formato secundario ( $\tau_f$ ) y por otro lado en sus ritmos de trabajo dados por el número de bloques que pueden labrar por unidad de tiempo.

#### **Variabilidad en el proceso.**

El proceso es controlado por un encargado que toma decisiones en base a su experiencia e intuición. Inicialmente no existía ningún procedimiento sistemático para decidir cuándo y qué se produce sino que era el encargado el que daba indicaciones a la plantilla en función de las prioridades marcadas por la dirección. Muchas de las decisiones relativas al enrutamiento de piezas o la organización del puesto de clasificación y embalaje dependen de los propios operarios. Todo ello conduce a que el control del proceso sea llevado a cabo de forma reactiva y medianamente centralizado.

El único sistema de registro de datos de operación consistía en guardar totales diarios de producción y de labrado de los que sólo los de producción eran notificados a la dirección. Todo ello dificulta las posibilidades de mejora de la línea en los aspectos de control de producción ya que se requerirían como datos de entrada información más detallada y con mayor frecuencia de actualización sobre el estado del sistema.

Las decisiones relativas al control y organización del proceso afectan entonces a algunos de los parámetros de la siguiente forma:

- La tasa de serrado de rachones se ajusta de forma que la tasa de entrada de bloques en la planta (B) permanezca aproximadamente constante y haya los mínimos cortes de alimentación a los labradores.
- Las horas de trabajo de los labradores varían en función de las decisiones tomadas por el encargado relativas a horas extras. No existe un procedimien-

to de decisión sino que en función de su percepción de carga de trabajo decide cuántas horas deben de producir. Este es un aspecto que no se ha modelado de forma explícita en el modelo aunque se ha tenido en cuenta en el proceso de análisis de datos ya que depende de sus criterios subjetivos que pueden variar en cualquier momento.

- Los tamaños de los lotes generados en el proceso (NLL, NLC, NLR, NLE) que se tienden a mantener constantes aunque en un estudio inicial se determinaron los tamaños adecuados de lote en cada etapa.
- Los formatos labrados y cortados que, aunque se suelen mantener constantes, ocasionalmente se modifican para atender a demandas puntuales de sus clientes.

### 5.3. ANÁLISIS DE DATOS DE ENTRADA

Las características particulares del proceso productivo de la pizarra son un bajo grado de automatización con preponderancia del factor humano, escasez de registro y datos de producción y una elevada variabilidad introducida por el hecho de tratar productos naturales cuyo procesado es fuertemente dependiente de la calidad del material extraído en cantera. Todo ello se traduce en que el apartado más crítico para conseguir construir un modelo de la planta para simulación representativo de la realidad, sea la obtención de información suficientemente representativa. Esto implica, en primer lugar, la definición de elementos constitutivos del sistema productivo a partir de la cual identificar las variables que describen adecuadamente el proceso.

La obtención de información sobre el proceso era un objetivo de gran importancia para la empresa, en tanto que es un elemento imprescindible para la toma de decisiones orientadas tanto al incremento de la productividad como a la mejora de las políticas comerciales. La planificación y diseño de esta fase del proyecto se llevó a cabo partiendo del análisis de los requerimientos de información del modelo de simulación, aunque su utilidad para la empresa va más allá de los objetivos del trabajo específico aquí presentado. Dada la incertidumbre inicial sobre la importancia de determinados fenómenos o la validez de las asunciones adoptadas, se llevó a cabo de forma simultánea la implementación del modelo y el análisis de los datos de entrada. De esta forma en aquellos casos en que se tenían dudas sobre si una hipótesis era asumible o no se llevó a cabo la implementación en el modelo de las alternativas consideradas para determinar si afectaban significativamente a los resultados de la simulación. Si el efecto sobre los resultados no resultaba ser relevante se aceptaba la hipótesis más básica pero si las diferencias se probaban significativamente relevantes entonces se consideraba la necesidad de profundizar en el análisis.

No es el objetivo de este trabajo presentar de forma detallada todos los análisis llevados a cabo en la fase inicial del proyecto que ya han sido publicados en (Del

Rio Vilas et al. 2009). En esta sección se resumen los criterios llevados a cabo en la recopilación de la información y se presentarán los modelos estadísticos ajustados para modelar la variabilidad en la escala temporal de ciclos y de jornadas de trabajo.

**5.3.1. Toma de datos.**

La recopilación de datos del sistema de producción (proceso y entorno) supuso la realización de cuatro visitas a la planta de la empresa además de la realización de varias reuniones de seguimiento. En estas visitas se tomaron fotografías, se grabaron vídeos y se midieron tiempos mediante cronómetro de las distintas operaciones. Con estas visitas se caracterizaron los elementos constitutivos del proceso y se obtuvieron datos de tiempos de ciclo de las diversas actividades por lo que se pudo llevar a cabo la caracterización completa de la variabilidad en la escala temporal de ciclos de ejecución.

El análisis de los tiempos de ciclo de las tareas se realizó a través de los datos tomados en planta y del análisis de los vídeos. Como ejemplo de las tablas elaboradas para cada operación se muestra un ejemplo en la Figura 26 de los tiempos de proceso de uno de los labradores grabados en vídeo.

OP		2 VIDEO		1											
Inicia video		0		0											
Entrada bloque		Tiempo Tareo				Tiempo Labrado por bloque									
Tiempo	Tiempo inicio	Tiempo inicio	Tiempo final	No	Tira	Tiempo inicio	Tiempo final	cuad	cuad	puntas	puntas				
1	30	1	34	1	36	2	0	1	38	1	53	0	0	0	0
1	58	2	3	2	20	7	1	2	22	5	2	8	0	6	0
5	20	5	26	5	57	7	2	5	57	8	37	21	0	3	0
9	4	9	20	9	36	6	1	9	39	11	16	3	0	1	0
11	21	11	21	11	21	0	0	11	21	11	21	0	0	0	0
11	32	11	42	12	7	10	1	12	11	15	24	10	0	8	0
16	3	16	8	16	17	3	0	16	22	17	22	7	0	2	0
17	35	17	40	17	55	4	0	17	58	19	1	8	0	5	0
19	11	19	21	19	33	3	0	19	36	20	28	3	0	4	0
20	42	20	45	20	54	4	0	20	56	21	53	11	0	3	0
22	7	22	13	22	38	5	2	22	41	23	19	0	0	2	0
23	26	23	35	23	43	1	0	23	46	24	7	0	0	1	0
24	12	24	16	24	22	4	0	24	24	25	13	0	0	3	0
25	22	25	26	25	37	5	0								

Figura 26. Ejemplo de una tabla de datos de tiempos de un labrador.

Sin embargo la realización de un número limitado de visitas no permite la caracterización de la variabilidad en escalas temporales mayores que en este caso desempeñan un papel muy destacado. Por ello los datos tomados en la planta se complementaron con los registros del sistema de información vigente en la planta, basado en partes de producción diarios de cantidad de lotes de pizarra producidos por labrador y de pallets de producto terminado.

Los datos disponibles de registros de producción fueron almacenados en una base de datos en Microsoft Access en la cual se crearon tablas para almacenar registros de lotes labrados así como de pallets clasificados. Adicionalmente, en la base de datos se incorporaron tablas de precios, plantillas de informes sobre resultados de simulación y una interfaz gráfica básica que permitiera a los directi-

vos de la planta disponer de análisis estadísticos actualizados de las tasas de producción con posterioridad al final del proyecto.

### 5.3.2. Ajuste de distribuciones.

El ajuste de los modelos para describir los tiempos de ciclo y tiempos entre llegadas se realizó a partir de las observaciones de los vídeos fundamentalmente y algunas observaciones directas con cronómetro. Para la estimación paramétrica de las variables en las que se asumió *i.i.d.* se empleó el método de máxima verosimilitud implementado en el software orientado a ajuste de distribuciones Statfit. Como método de validación del ajuste a las distribuciones seleccionadas y para la comparación entre distribuciones candidatas se emplearon diagramas de cuantiles QQ y los resultados del test de Kolmogorov-Smirnov.

Las variables ajustadas fueron:

- El proceso de llegadas de los bloques de alimentación al proceso. En este caso se empleó un proceso de Poisson para modelar el tiempo entre llegadas. Además, como frecuentemente se producían llegadas simultáneas de más de un bloque, para cada evento de llegada se modeló el número de bloques recibidos mediante su distribución empírica.
- Tiempos de carga y descarga de los carros de transporte de lotes así como sus velocidades. Dado que el número de observaciones disponible era bajo y no es una variable que afecte de forma muy significativa al proceso (los carros no actúan como cuellos de botella sino que tienen una capacidad holgada) se realizó el ajuste simplemente por distribuciones triangulares que al menos recogerían el coeficiente de variación de sus tiempos.
- Tiempos de ciclo de las máquinas de corte. Sus tiempos de ciclo vienen dados por los ciclos de entrada y salida de piezas en las cuchillas de corte y por ser operaciones automatizadas son prácticamente constantes. Por ello se asumieron tiempos constantes. Sin embargo el tamaño de los bloques que reciben o que salen de los mismos presenta una cierta variabilidad que afecta a los tiempos de ciclo totales ya que las operaciones de carga y descarga de la máquina tienen duraciones constantes independientemente del tamaño del lote. Para simular los tamaños de lote se emplearon distribuciones uniformes entre los límites físicamente admisibles de altura de los mismos.
- Tiempos de ciclo de los clasificadores y de las tareas de embalaje. Los resultados de Statfit condujeron a la selección de una distribución triangular. El CV de los mismos presentó un valor próximo a 0,3 que corresponde a los valores habituales en operaciones manuales anteriormente indicados.

Los tiempos de ciclo de los labradores fueron estudiados con más detalle ya que se trata de la operación más compleja, con mayores costes salariales y en la que habitualmente se ubica el cuello de botella. En este caso en un análisis inicial se observó una alta correlación entre los tiempos de ciclo por bloque labrado con

el número de partes tareadas y con la tasa de aprovechamiento de un bloque, definida como el porcentaje de láminas que no se desechan. Un bloque de mayor tamaño requiere de más tiempo para su labrado ya que se extraen un número mayor de láminas. Por otro lado, las operaciones de desechar láminas o grupos de láminas requieren menores tiempos ya que el labrador simplemente debe tirarlas a una cinta de residuos contigua mientras que una lámina labrada debe de ser clasificada por formato y situada en uno de los bloques de salida.

Para tener en cuenta la relación entre este par de variables se ajustó un modelo de regresión. En un estudio inicial se probó el ajuste mediante un modelo lineal y también el empleo de regresión de Poisson. Sin embargo ambos modelos presentaban problemas de validez de las hipótesis de los residuos y el modelo por el que finalmente se optó fue por un modelo potencial tal y como indica la ecuación (72).

$$TL_c = e^{b_0} \cdot (PT_c + 1)^{b_{NP}} \cdot (1,5 - \tau_{DL,c})^{b_{DL}} \cdot e^{\varepsilon_c} \quad (72)$$

Dónde:

- $TL_c$  es el tiempo de ciclo por bloque procesado del labrador para el ciclo  $c$ .
- $PT_c$  es el número de partes tareadas de un bloque en el ciclo  $c$ .
- $\tau_{DL,c}$  es el porcentaje de láminas desechadas del bloque procesado en el ciclo  $c$ .
- $\varepsilon_c$  es un término de error que sigue una distribución normal con media 0 y desviación  $\sigma_\varepsilon$ .
- $b_0$ ,  $b_{NP}$  y  $b_{DL}$  son los parámetros del modelo.

Este modelo potencial recoge los efectos del número de partes tareadas y la tasa de aprovechamiento del material sobre el valor esperado del tiempo de ciclo. Este valor esperado está multiplicado por un término de error ( $e^{\varepsilon_c}$ ) que sigue una distribución log-normal. Esta forma funcional del modelo es adecuada desde un punto de vista conceptual ya que tiene en cuenta la observación empírica de que los tiempos de ciclo de operaciones humanas presentan un coeficiente de variación CV independiente de la escala temporal de la actividad. Además, la distribución log-normal es una distribución frecuentemente observada en el modelado de tiempos de ciclo de operaciones humanas que corresponde a un proceso de generación de la variabilidad como el producto de un gran conjunto de causas independientes entre sí.

**Tabla 21. Parámetros ajustados por regresión para el modelo de tiempo de ciclo de labrado.**

Parámetro	Estimado	p-valor
$b_0$	2,192	1,74E-15
$b_{NP}$	1,367	1,87E-16
$b_{DL}$	0,620	0,00054



La Tabla 21 muestra los valores ajustados de los parámetros mediante regresión. Como se ve, todos los parámetros son significativos.

Los parámetros ajustados del modelo implican que la relación entre los tiempos de ciclo y el tamaño de los bloques es no lineal. A medida que aumenta el tamaño de los lotes el tiempo de ciclo aumenta con un exponente 1'367. Este resultado es razonable ya que los bloques manejados son de gran peso y el labrador ha de realizar movimientos físicamente exigentes para ubicarlos en su puesto de trabajo. Por otro lado, el porcentaje de aprovechamiento del bloque presenta la relación anteriormente indicada consistente en que al aumentar los residuos se reducen los tiempos.

La relación no lineal entre las variables lleva a que la tasa de trabajo del labrador (expresada en bloques procesados por unidad de tiempo) dependa del tamaño de los bloques recibidos. La Figura 27 muestra la evolución de los tiempos de ciclo en segundos en función del número de partes tareadas para distintos porcentajes de deshechos. También muestra la evolución de la tasa de producción en bloques por minuto para distintos valores del porcentaje de deshechos.

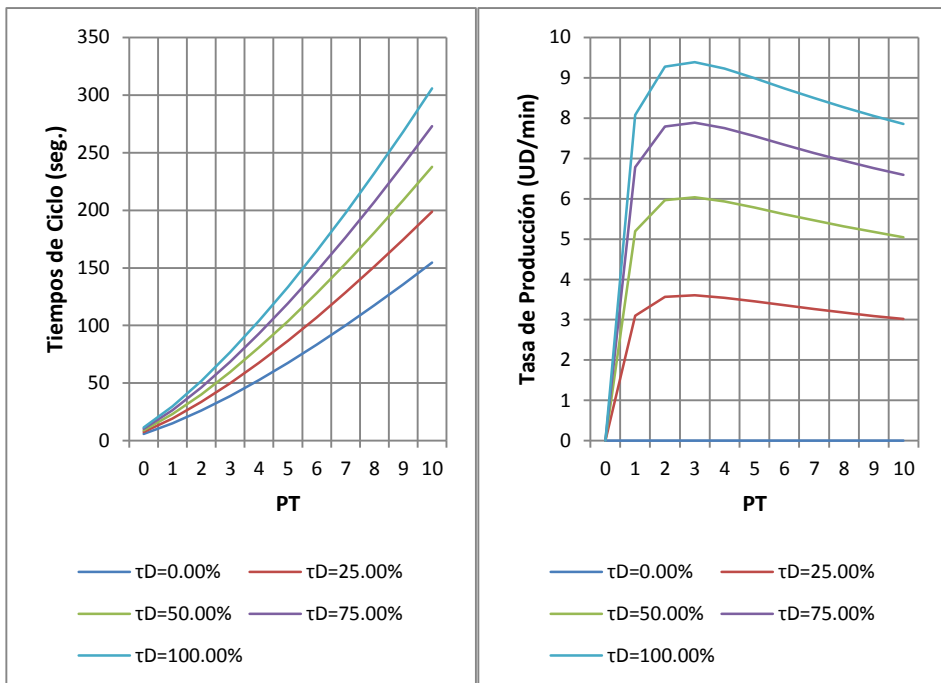


Figura 27. Tiempos de ciclo y tasa de producción en función del número de partes tareadas de un bloque y del porcentaje de deshechos de acuerdo modelo de tiempos de ciclo de labrado.

### 5.3.3. Análisis de series temporales.

El análisis de la variabilidad en la escala temporal diaria se realizó a partir de las series temporales de datos de producción que fueron obtenidas a partir de una muestra de partes de producción correspondientes a 250 jornadas de trabajo. Los campos disponibles en los registros incluyeron:

- El número de lotes diarios labrados por formato y labrador.
- Las horas trabajadas por cada labrador.
- Número medio de láminas que conforman un lote de cada formato (muestreo aleatorio).
- Número de pallets embalados por formato y calidad.
- Número de láminas en cada pallet.
- Precio por lámina de venta de cada pallet.
- Máquina de corte de la que procede el material embalado en un pallet.

Los campos de información disponibles limitaron el nivel de detalle con el que se pudo llevar a cabo el estudio de las series temporales. Con el fin de centrar el análisis en aquellos parámetros más relevantes se partió de las ecuaciones de balance de material en la línea (68) a (71). Estas ecuaciones relacionan los parámetros del proceso. Dado que la tasa de alimentación de bloques al proceso se puede asumir aproximadamente constante (tan solo depende del ritmo de extracción en cantera y se dispone de buffers de gran capacidad para amortiguar las oscilaciones en dicho ritmo), el rendimiento de la línea depende de todas las tasas de transformación de material y parámetros indicados en dichas ecuaciones. Muchos de estos parámetros permanecen fijos, como los tamaños de lote. Entre aquellos que están sometidos a variaciones en función de la calidad del producto entrante o de las decisiones del encargado de planta se seleccionaron los siguientes por ser los más relevantes y estimables a partir de los datos de producción.

- $\tau_{O,t}$  : El porcentaje de láminas que se labran con formato objetivo. El porcentaje de láminas en formato secundario es entonces  $1 - \tau_{O,t}$ . Está condicionado por la calidad del material pero también por las prioridades establecidas por el encargado.
- $\tau_{DL,t}$  : El porcentaje de láminas labradas que se desechan en el proceso de labrado que es un indicador de la facilidad para labrar el material extraído.
- $\tau_{32,t}$  : El porcentaje de láminas que se clasifican y embalan en formato 32×22cm. Está condicionado por la calidad del material pero también por las prioridades establecidas por el encargado.
- $\tau_{P,t}$  : El porcentaje de láminas que se clasifican de primera categoría. Es un indicador directo de la calidad del producto extraído en cantera.
- $\tau_{F,t}$  : El porcentaje de láminas que se clasifican y embalan con espesor “fuerte” de 4,5mm. Está condicionado por la calidad del material pero también por las prioridades establecidas por el encargado.
- $\tau_{R,t}$  : El porcentaje de láminas que se recirculan.

- $\tau_{DC,t}$ : La tasa de rechazos en la operación de clasificación.

La tasa de deshechos en la clasificación no es directamente obtenible a partir de la muestra, pero a partir del balance entre las láminas labradas y las embaladas su estimación es inmediata:

$$\tau_{DC,t} = 1 - \frac{NLE \cdot LE_t}{NLL \cdot LL_t} \quad (73)$$

Las variables  $\tau_{DL,t}$  y  $\tau_{R,t}$  no se almacenaban de forma directa en los registros de producción. Por ello para su estimación fue necesario adoptar asunciones adicionales basadas en el conocimiento del proceso y las indicaciones proporcionadas por el personal de planta. Aunque estas asunciones se sabe que no son realmente ciertas afectan a variables que tienen un efecto menor sobre los resultados y son válidas en cuanto a valores promedios.

- Se asume que la tasa  $B$  de alimentación de bloques al proceso es constante. Por tanto a partir de los partes de producción se puede estimar la tasa de desechos en labrado a partir del balance de producto:

$$1 - \tau_{DL,t} = \frac{8 \cdot PT \cdot B}{NLL \cdot LL_t} \quad (74)$$

- Se asume que la relación entre los formatos 30×20cm y 27×18cm permanece constante en el material embalado.
- Se asume que la relación entre las calidades tradicional y estándar permanece constante.
- Se asume que la tasa de recirculaciones es igual para los formatos 32×22cm y 30×20cm. Entonces la tasa de recirculaciones se puede estimar a partir de los datos de la muestra teniendo en cuenta la diferencia entre las láminas producidas del formato objetivo y las láminas finalmente embaladas de 32×22cm pero no desechadas en la clasificación:

$$\tau_{R,t} = 1 - \frac{NLE \cdot LE_{32,t}}{(1 - \tau_{DC,t}) \cdot NLL_o \cdot LL_{o,t}} \quad (75)$$

Una vez seleccionado el conjunto de 7 variables más características del proceso se obtuvieron sus medias, desviaciones y coeficientes de autocorrelación a partir de la muestra. La Tabla 22 muestra los valores. Tal y como se puede ver en la tabla varios de los parámetros del proceso muestran elevada autocorrelación positiva. Por ello se consideró adecuado el ajuste de un modelo para dichas variables que tuviera en cuenta dichos efectos.

Otro aspecto de gran relevancia en relación con los parámetros característicos del proceso indicados es la dependencia entre los mismos. Los siete parámetros no pueden ser tratados de forma independiente ya que todos ellos están relacionados con la calidad del material extraído en la cantera o con decisiones relativas

al control de producción. La omisión de estas dependencias conduciría a una subestimación de la varianza de la tasa de producción como suele suceder en los casos en que se asume independencia erróneamente.

**Tabla 22. Medias, desviaciones y coeficiente de autocorrelación de 1er orden para los parámetros característicos del proceso.**

	$1 - \tau_{DL,t}$	$\tau_{O,t}$	$1 - \tau_{DC,t}$	$\tau_{32,t}$	$\tau_{P,t}$	$\tau_{R,t}$	$\tau_{F,t}$
<b>Media</b>	67.72%	87.46%	78.15%	79.37%	41.47%	7.73%	27.93%
<b>Desv. Est.</b>	7.37%	3.66%	10.89%	9.57%	12.06%	5.70%	9.09%
<b>Autocor.</b>	0.55	0.64	0.54	0.27	0.35	0.93	0.28

Para modelar esta dependencia existen diversas técnicas estadísticas disponibles. Una primera opción descartada fue el empleo de modelos de regresión para estimar unas variables en función de las otras. En este caso ninguno de los parámetros se puede asumir como la variable explicativa de las demás sino que son otras variables latentes en el modelo las que verdaderamente causan las relaciones de dependencia. Dado que tampoco se disponía de un conjunto de variables indicadoras que proporcionaran algún tipo de ventaja en la simulación también se descartó el empleo de un modelo de ecuaciones estructurales.

Las dos técnicas consideradas fueron el empleo de modelos VAR (modelos de vectores autorregresivos) y los modelos AR convencionales sobre un conjunto de variables transformadas a partir de la muestra original mediante componentes principales. Los modelos VAR ofrecen la posibilidad de modelar diversas relaciones de dependencia entre los valores de una serie temporal con múltiples variables y sus retardos. Su desventaja radica en que el número de grados de libertad del modelo suele volverse excesivo ya que se consideran todos los posibles efectos cruzados de una variable sobre las demás. En este caso se realizaron algunas pruebas iniciales en las que la mayor parte de los parámetros no resultaron ser significativos, por lo que una vez que se obtuvieron buenos resultados con el segundo método se descartó el empleo de modelos VAR. Por ello la metodología seguida constó de tres pasos:

- En primer lugar, se estandarizaron las series temporales iniciales para quitar la componente de tendencia y homogeneizar sus varianzas.
- En segundo lugar, se obtuvieron las componentes principales de la serie estandarizada. De entre las componentes principales se seleccionaron aquellas que conjuntamente explicaron un 80% de la varianza total de la muestra.
- En tercer lugar se realizó el ajuste de modelos AR(1) para las series temporales de las componentes principales. Se descartaron modelos autorregresivos de mayor orden ya que los parámetros adicionales no fueron significativos. También se realizó el ajuste de un modelo VAR para estudiar posibles dependencias entre los retardos de las series temporales de las componentes principales, sin hallar ningún efecto significativo.

Los resultados del análisis de componentes principales se muestran en la Tabla 23. Los componentes principales seleccionados fueron los cuatro primeros, que representaron un 80,3% de la varianza total de la muestra. La tabla muestra los parámetros que relacionan el valor de cada uno de los componentes principales con los parámetros del proceso. A partir de estos valores es posible identificar a qué fuentes de variabilidad hacen referencia.

- El componente 1 ( $C_1$ ) está ligado a la variación conjunta de la tasa de aprovechamiento de los bloques labrados, el porcentaje de láminas finalmente clasificadas de formato 32×22, los deshechos en clasificación y el porcentaje de recirculaciones con signo negativo. Por tanto valores altos del mismo corresponden a una situación en la que los labradores aprovechan mucho material, hay pocas recirculaciones y producen mucho producto del formato buscado pero la tasa de deshechos en clasificación es alta. Este componente está principalmente relacionado con la calidad del material recibido en cuanto a su facilidad para ser labrado y para original la producción de láminas del formato 32×22cm.
- El componente 2 ( $C_2$ ) relaciona una alta producción en el labrado de lotes del formato objetivo con una alta producción del formato 32×22cm pero bajo aprovechamiento de los bloques recibidos por los labradores y menor calidad del producto embalado. Este componente está por tanto relacionado con situaciones en las que se busca una alta producción de láminas en el formato 32×22cm a costa de reducir más material y aprovecharlo menos.
- El componente 3 ( $C_3$ ) está fundamentalmente ligado a la producción de material de primera calidad. La producción de material de alta calidad se asocia con un mayor porcentaje de labrado en el formato objetivo y una mayor tasa de recirculaciones.
- El componente 4 ( $C_4$ ) está principalmente asociado al porcentaje de láminas “fuertes” de 4.5mm en la línea. Se asocia positivamente con una mayor producción del formato objetivo en el labrado y con una menor calidad del producto final.

**Tabla 23. Componentes principales para los parámetros del proceso.**

Componente	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$
$1 - \tau_{DL,t}$	0.466	-0.254	-	-0.152
$\tau_{O,t}$	-	0.566	-0.377	0.236
$1 - \tau_{DC,t}$	-0.537	0.162	0.116	-
$\tau_{32,t}$	0.451	0.232	0.109	0.151
$\tau_{P,t}$	-	-0.343	-0.819	-0.258
$\tau_{R,t}$	-0.492	-	-0.234	-
$\tau_{F,t}$	-	-0.397	-0.112	0.897
Desv. Estándar	1.667	1.344	0.981	0.914

En la Tabla 24 se observan los parámetros y las ecuaciones de los modelos AR(1) ajustados. En todos los casos el análisis de los residuos de los modelos AR satisfizo las hipótesis de normalidad y de homocedasticidad. Los parámetros ajustados son significativos para todos los componentes, lo que prueba la existencia de autocorrelación positiva en las variables del proceso en la escala temporal diaria.

Un modelo teórico simplificado de este tipo de situaciones fue descrito en el capítulo 4. Los resultados del análisis mostraron que la consideración de los efectos de autocorrelación en una situación de este tipo es fundamental para lograr un modelo representativo. Su omisión conduciría a la subestimación de las pérdidas causadas por la variabilidad en la línea de producción.

**Tabla 24. Modelos AR(1) para los componentes principales.**

Componente	$\varphi_1$	p-valor	Ecuación del modelo
$C_1$	0.71488	<2e-16	$C_{1,t} = 0.715C_{1,t-1} + \varepsilon_{1,t}$ dónde $\varepsilon_{1,t} \sim N(0,1.167)$
$C_2$	0.61937	<2e-16	$C_{2,t} = 0.619C_{2,t-1} + \varepsilon_{2,t}$ dónde $\varepsilon_{2,t} \sim N(0,1.048)$
$C_3$	0.45178	1.17e-10	$C_{3,t} = 0.452C_{3,t-1} + \varepsilon_{3,t}$ dónde $\varepsilon_{3,t} \sim N(0,0.884)$
$C_4$	0.21142	0.00493	$C_{4,t} = 0.211C_{4,t-1} + \varepsilon_{4,t}$ dónde $\varepsilon_{4,t} \sim N(0,0.899)$

Como se vio en el capítulo 4, la presencia de variabilidad en distintas escalas temporales puede responder a la presencia del fenómeno de Hurst en las variables del proceso. En este caso no fue posible investigar de forma directa la ocurrencia de este fenómeno a partir de muestras de datos en la escala de ciclos de ejecución del proceso ya que las muestras de datos resultaron del todo insuficientes para su análisis. Por ello se optó por estudiar el incremento de la varianza en la agregación de las series temporales diarias de parámetros del proceso de las que sí se dispuso de muestras más amplias.

Para ello se optó por estudiar el efecto sobre la varianza de las series de componentes principales agregadas en periodos de T días. El número de periodos agregados estudiado se situó entre 1 y 40. Como método para evaluar la posible ocurrencia del fenómeno de Hurst se optó por la comparación entre la varianza de la muestra agregada en estas escalas con la varianza esperable para un proceso autorregresivo. Se consideró la opción de emplear test desarrollados para contrastar valores del exponente de Hurst diferentes a 0,5 implementados en R, pero la potencia de los test para los tamaños de muestra disponibles no fue suficiente para obtener conclusiones relevantes.

De acuerdo con la ecuación (58) la varianza de la muestra agregada se incrementa linealmente con T con pendiente aproximadamente igual a  $1 + \frac{2\phi}{1-\phi}$ . Para contrastar la posible ocurrencia del fenómeno de Hurst se graficaron en escala logarítmica las curvas de varianza frente a escala temporal. La curva correspondiente a las observaciones de la muestra fue comparada con las curvas generadas mediante simulación de Montecarlo correspondientes a los cuantiles de la distribución de varianzas para cada escala T asumiendo que el proceso estocástico es un proceso autorregresivo AR(1) con el coeficiente de autocorrelación de primer orden igual al de la muestra de cada componente.

En escala logarítmica la pendiente aproximada de la gráfica de valores observados, en caso de corresponder al proceso autorregresivo, ha de tender a 1 a medida que aumenta T y sólo sería diferente si el exponente de Hurst fuese distinto a  $\frac{1}{2}$ . Sin embargo para valores pequeños de T los restantes términos de (58) no son despreciables y por tanto la pendiente difiere de 1. Los cuantiles de la distribución permiten detectar qué nivel de confianza se tiene sobre la hipótesis de que la serie temporal de la componente corresponde a un proceso AR(1).

Los resultados del análisis indicaron falta de evidencia del fenómeno de Hurst en las escalas temporales analizadas de hasta 40 jornadas de trabajo. La Figura 28 muestra los resultados para la primera componente principal de los parámetros del proceso. Se puede ver que los valores de la muestra se encuentran situados en torno al tercer cuartil de la distribución de varianzas. Esto implica que el p-valor de la hipótesis de que la serie se ajusta a un proceso AR(1) sería aproximadamente igual a 0,5 en caso de plantearse un test bilateral. Por tanto se ve que no se encuentra evidencia que conduzca a rechazar el modelo autorregresivo ajustado.

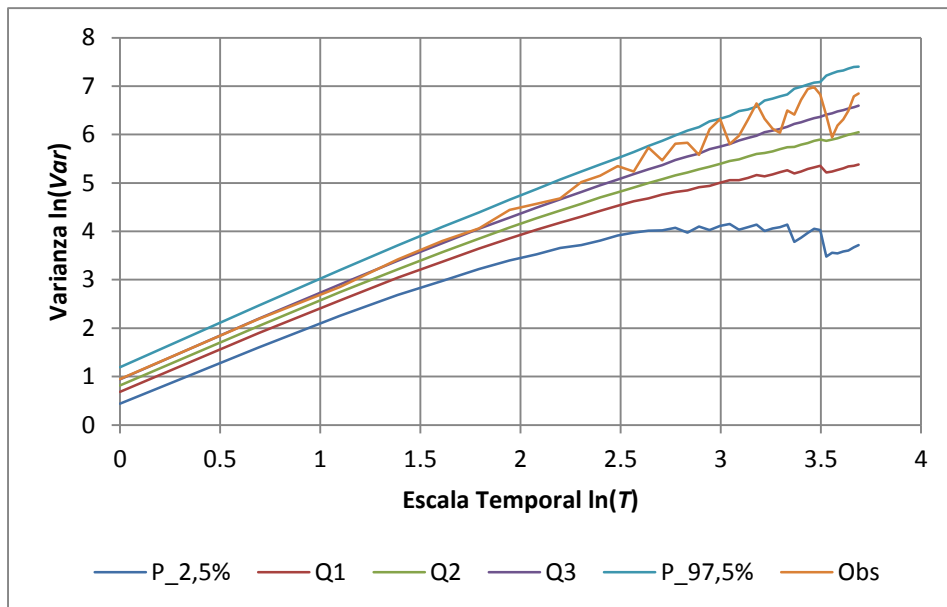


Figura 28. Varianza frente a escala temporal de agregación para la componente principal 1 en escala logarítmica y cuantiles de la distribución de varianzas asumiendo un modelo AR(1) (generados por simulación mediante una muestra de 10.000 valores).

En el caso presentado se puede concluir que aunque los efectos de variabilidad en la escala temporal de jornadas de trabajo son relevantes y por ello han sido modelados mediante procesos autorregresivos, no se ha encontrado evidencia de la ocurrencia del fenómeno de Hurst y por tanto este modelo sería adecuado para reproducir la varianza en escalas temporales mayores. Sólo se han podido validar los resultados para una escala temporal de 40 días de producción por lo que el resultado podría no ser extensible a escalas mayores.

### 5.3.4. Análisis de diferencias individuales de los labradores.

La actividad de labrado de las pizarras es la que implica mayores costes laborales y que ejerce una mayor influencia sobre el rendimiento de la planta. Tal y como se aprecia en la Tabla 22, se producen aproximadamente un 32% de desechos por término medio y además es la etapa en la que se realiza la clasificación inicial de las piezas entre el formato objetivo y los secundarios por lo que esta clasificación afectará a las posteriores recirculaciones y sobre costes originados en el producto final.

Es una operación que depende en gran medida de la habilidad del labrador y por ello es normal que se observen diferencias destacadas entre la productividad de cada uno de ellos. Esta circunstancia fue apuntada por los gestores de la planta desde un inicio como una de las fuentes de variabilidad más notables en el



proceso. Por ello se realizó el estudio detallado de las diferencias en sus producciones mientras que para el resto etapas del proceso se omitió este análisis.

Para modelar el efecto de las variaciones individuales se definieron los efectos individuales  $\lambda_i$  como la relación entre la tasa de producción media de lotes de un labrador con respecto a la media global de labrado:

$$\lambda_i = \frac{LL_i}{LL} \quad (76)$$

La variabilidad asociada al factor humano se ve afectada además por efectos de comportamiento motivacionales o relativos a dinámicas de grupo. En este caso los gestores de la planta indicaron una posible competencia entre los labradores por incrementar su ritmo de trabajo con respecto a los demás (por causa del plan de incentivos vigente) y se barajó la posible ocurrencia de fenómenos de comportamiento en grupo, tales como la “regresión a la media” descrita por Schultz et al. (2009).

Con el fin de determinar si estos efectos estaban presentes en las series temporales de producción, se llevó a cabo un análisis estadístico orientado a la comprobación de dos hipótesis:

- H1: Las variaciones diarias de cada labrador respecto a su media está asociadas a las variaciones de la media del resto de trabajadores. Esta hipótesis está relacionada con causas de variación comunes para todos los labradores. La principal causa común de variación es la calidad del material recibido ya que si la planta recibe bloques con muchas imperfecciones todos los trabajadores se verán afectados por una mayor tasa de deshechos y en consecuencia una menor producción tal y como explica el modelo de tiempos de ciclo ajustado.
- H2: Existe una relación entre la tasa de producción de un trabajador y la de aquellos que tiene en su campo de visión. Esta hipótesis implicaría la presencia de efectos motivacionales como la regresión a la media o que la competencia por el producto recibido causa correlación entre las tasas de producción de operarios próximos. Dado que la disposición de los trabajadores en la línea es tal que sólo ven a un labrador, la presencia de este efecto causaría que la serie temporal de producciones de un trabajador podría usarse para predecir las variaciones diarias en la tasa de producción del labrador que lo tiene en su campo de visión.

En este análisis ha de tenerse en cuenta el efecto causado por la posible validez de la hipótesis H1 en el test para H2 y viceversa. Por ello el planteamiento de un test para ambas hipótesis se basó en el ajuste de un modelo de regresión que contemplara los dos estadísticos que miden ambos efectos.

Como paso inicial se procedió a estandarizar las series temporales de producción de cada uno de los labradores. Para ello se define  $r_{i,t}$  como la tasa de producción estandarizada del operario  $i$  en el día  $t$ .

$$r_{i,t} = \frac{LL_{i,t} - \overline{LL}_i}{S_{LL_i}} \quad (77)$$

Dónde  $\overline{LL}_i$  es la media de la tasa de producción para el operario  $i$  y  $S_{LL_i}$  su desviación estándar.

Por otro lado se define la serie  $r_{i,t}^c$  como la serie temporal estandarizada para el labrador  $i$  de la media de tasas de producción del resto de operarios. Entonces esta variable se obtiene como:

$$r_{i,t}^c = \frac{1}{N_L - 1} \cdot \sum_{j \neq i} \frac{LL_{j,t} - \overline{LL}_j}{S_{LL_j}} \quad (78)$$

Dónde  $N_L$  es el número de labradores.

Con el fin de plantear un test de hipótesis para H1 y H2 se planteó el siguiente modelo de regresión que recoge los dos efectos descritos en las hipótesis. Además incluye un término autorregresivo ya que, como se vio, las series temporales del proceso tenían autocorrelación. El modelo fue ajustado mediante el método de mínimos cuadrados generalizados.

$$\begin{aligned} r_{i,t} = & \beta_{1,i} \cdot r_{i,t}^c + \beta_{2,i} \cdot (r_{i+1,t} - cov(r_{i+1}, r_i^c) \cdot r_{i,t}^c) + \varphi_i \\ & \cdot (r_{i,t-1} - \beta_{1,i} \cdot r_{i,t-1}^c + \beta_{2,i} \\ & \cdot (r_{i+1,t-1} - cov(r_{i+1}, r_i^c) \cdot r_{i,t-1}^c)) + \delta_{i,t} \end{aligned} \quad (79)$$

Dónde  $\delta_{i,t}$  es un proceso de error blanco gaussiano.

Los parámetros del modelo de regresión indicado son empleados para plantear los test de hipótesis:

- Para contrastar H1 se parte de la hipótesis nula  $H_0: \beta_{1,i} = 0$ . En caso de rechazar  $H_0$  se acepta H1.  $\beta_{1,i}$  se interpreta como el efecto de la media del resto de labradores en el que se está modelando.
- Para contrastar H2 se parte de la hipótesis nula  $H_0': \beta_{2,i} = 0$ .  $\beta_{2,i}$  se interpreta como el efecto en el rendimiento del operario  $i$  de la tasa de producción del operario que tiene en su campo de visión ( $i + 1$  es el siguiente en la línea) una vez sustraída la relación entre la producción del operario  $i + 1$  y la media del resto de operarios  $r_{i,t}^c$ . Es decir, este efecto se mide mediante la variable  $r_{i+1,t} - cov(r_{i+1}, r_i^c) \cdot r_{i,t}^c$  de tal forma que se compensa el efecto de la variación por causas comunes entre todos labradores. El término  $cov(r_{i+1}, r_i^c) \cdot r_{i,t}^c$  recoge el efecto sobre el rendimiento del labrador  $i + 1$  de las causas de variación comunes.

Tabla 25. Resultados de ajuste del modelo para contraste de H1 y H2.

	Labrador						
	1	2	3	4	5	6	7
$\overline{LL}_i$	762.85	601.73	752.02	863.18	710.66	643.58	864.28
$S_{LL_i}$	127.46	67.34	88.69	99.80	98.34	71.18	102.98
$\lambda_i$	1.03	0.81	1.01	1.16	0.96	0.87	1.16
$\beta_{1,i}$	0.824	0.744	0.828	0.750	0.508	0.775	0.501
<b>p-valor</b>	<1E-3	<1E-3	<1E-3	<1E-3	<1E-3	<1E-3	<1E-3
$\beta_{2,i}$	0.206	0.0139	0.0216	0.0992	0.1066	-0.1245	-
<b>p-valor</b>	6e-48	0.8681	0.7049	0.2227	0.1755	0.0788	-
$\varphi_i$	0.095	0.244	0.177	0.062	0.212	0.299	0.337
$IC(\varphi_i)$	(-0.029, 0.216)	(0.120, 0.361)	(0.050, 0.299)	(-0.062, 0.186)	(0.083, 0.334)	(0.175, 0.414)	(0.214, 0.449)

La Tabla 25 muestra los valores ajustados mediante regresión por mínimos cuadrados generalizados de los parámetros  $\beta_{1,i}$  y  $\beta_{2,i}$  además de las tasas medias de producción, desviaciones, efectos individuales  $\lambda_i$  y el parámetro del modelo autorregresivo de errores junto con un intervalo de confianza del 95% para su valor. Los resultados fueron obtenidos en R y llevan a concluir:

- Que la hipótesis nula  $H_0$  es rechazable en todos los casos con riesgo de tipo I inferior a 0,001. Por tanto se confirma que hay una influencia evidente de las causas de variación comunes en el rendimiento de los operarios, previsiblemente debido al impacto de la calidad del producto en los deshechos de labrado.
- Que la hipótesis  $H_0'$  no es rechazable en general para la mayor parte de labradores estudiados. Tan solo el labrador 1 mostró un p-valor muy reducido que no es explicable como un error de tipo I del test. Por tanto, aunque no se puede descartar totalmente la inexistencia de fenómenos de regresión a la media o de imitación entre puestos contiguos, los efectos no son de un orden de magnitud suficiente para afectar significativamente a los resultados por lo que no serán tenidos en cuenta.
- Todas las series presentan autocorrelación positiva de magnitudes similares tal y como se había adelantado anteriormente.

Estos resultados implican que en el modelo de simulación se puede asumir que los efectos asociados a la posición relativa de un labrador en la línea pueden ser ignorados ( $H_0'$  no rechazada). Queda por tanto tan sólo por resolver la integración de los modelos de variación en ciclos de ejecución y variabilidad en la escala temporal de días de trabajo así como incorporar los efectos individuales. Una primera dificultad en este paso viene dada porque la adopción de la hipótesis  $H_1$  implica la existencia de fuentes de variabilidad comunes sobre las tasas de producción de los operarios pero no informa si estas diferencias se dan en sus ritmos de trabajo (simplemente porque los operarios trabajan a un mayor ritmo

sin que haya cambios en el aprovechamiento del material) o si tienen que ver con las propiedades del material.

Entre las dos opciones planteadas, la primera de ellas se considera poco plausible ya que implicaría que el ritmo de trabajo de un operario dependiera del de sus compañeros entre un 50% y un 80% (tal y como muestran los valores del parámetro  $\beta_{1,i}$ ) mientras que no se pudo probar la relación entre el ritmo de trabajo de un operario y el de su compañero más cercano. Es de esperar que si los mecanismos de imitación, regresión a la media o competencia entre trabajadores fueran relevantes entonces esta correlación fuera positiva ya que el principal estímulo que determinaría el efecto sería el ritmo de trabajo del operario que está en su campo de visión. Otro mecanismo que sí podría explicar las variaciones conjuntas en el ritmo de trabajo son los factores ambientales (como las condiciones meteorológicas o cualquier otra circunstancia social que afecte a todos los operarios simultáneamente). Sin embargo, es poco creíble que dichos factores representaran entre un 50% y un 80% de las variaciones en el ritmo de trabajo y sería un resultado que no sería compatible con las observaciones habituales de sistemas de producción.

Por la contra, el modelo de tiempos de ciclo de labrado ofrece una explicación plausible de las causas de variación comunes que además es compatible con las observaciones del personal de la planta y que son las características de la pizarra labrada. De acuerdo con este modelo los tiempos de ciclo dependen tanto de la calidad del producto recibido como del tamaño de los bloques. Por tanto los cambios en el aprovechamiento del material de entrada originarán cambios en la tasa de producción que afectaría a todos los operarios. Como verificación rápida se puede ver que el coeficiente de variación de la serie temporal de las tasas de deshechos de un bloque es de un 10,9% (Tabla 22) que a partir del modelo de tiempos de ciclo de labrado (72) implica un coeficiente de variación aproximado de 10,7% en la tasa de producción. Este coeficiente de variación representa aproximadamente un 85% del coeficiente de variación observado para la tasa de producción individual de los labradores (Tabla 25) y por tanto constituye una causa verosímil de variación común. Dado que las variaciones en tiempos de ciclo y en el tamaño de los bloques labrados también contribuyen a esta variabilidad, la validación completa de esta asunción se realizó a través de los resultados de la simulación que serán tratados en la siguiente sección.

Finalmente el modelo de tiempos de ciclo de labrado se completó añadiendo los efectos individuales. Las observaciones de planta sugieren que los tiempos de ciclo de distintos labradores eran diferentes entre sí mientras que los porcentajes de aprovechamiento del material, aunque también son diferentes, presentan menores diferencias. Por tanto se optó por introducir los efectos individuales en los tiempos como factor multiplicativo ya que los coeficientes de variación de los trabajadores suelen ser más homogéneos.

El modelo adoptado se muestra a continuación. En él se aprecian las dos escalas temporales de días de trabajo y ciclos de ejecución.

$$TL_{i,t,c} = \lambda_i \cdot e^{b_0} \cdot (PT_c + 1)^{b_{NP}} \cdot (1,5 - \tau_{DL,t,c})^{b_{DL}} \cdot e^{\varepsilon_c} \quad (80)$$

Donde  $PT_c$  es el número de partes “tareadas” de un bloque que es modelado mediante su distribución empírica y  $\lambda_i$  es el efecto individual del operario  $i$ .

Las variaciones en la escala temporal de días de trabajo afectan a los tiempos de ciclo a través de la tasa de deshechos  $\tau_{DL,t,c}$  cuyos valores medios diarios  $\tau_{DL,t}$  son generados mediante el modelo de series temporales descrito anteriormente. En la escala temporal de ciclos de ejecución se obtiene el número de láminas de un bloque de acuerdo con una distribución binomial en la que  $\tau_{DL,t}$  es la probabilidad de que una lámina sea producida frente a ser rechazada. Por tanto la distribución seguida por el número de láminas producidas por un bloque ( $NLP_c$ ) es  $NLP_c \sim B(8PT_c, \tau_{DL,t})$ . El valor de la tasa de deshechos para el bloque  $c$  se obtiene entonces como  $\tau_{DL,t,c} = NLP/8PT_c$ .

#### 5.4. IMPLEMENTACIÓN Y VALIDACIÓN DE MODELOS

El modelo de simulación de la planta fue implementado en Delmia Quest V5R20. El modelo fue parametrizado tomando como referencia el modelo conceptual descrito en la sección 6.2 de este capítulo. Dado que el simulador no incluía componentes en sus librerías estándar que permitiesen simular la evolución de los parámetros en las dos escalas temporales consideradas (todas las distribuciones implementadas en Quest se emplean para modelar variabilidad en la escala temporal de ciclos de ejecución) se desarrolló una macro específica en el lenguaje SCL empleado por el simulador que permitió implementar el proceso de generación de las series temporales de los parámetros.

Por otro lado, Delmia Quest es un simulador de eventos discretos 3D por lo que se pudo garantizar la semejanza cinemática y geométrica de todos los elementos del modelo, como por ejemplo las cintas transportadoras, carros de transporte y mesas de rodillos. Esta característica fue especialmente relevante desde el punto de vista de la simulación de la zona de embalaje en la que la ubicación variable de los pallets en la planta tiene un efecto importante sobre las distancias recorridas por los embaladores y por tanto sobre su rendimiento.

Aunque en esta tesis se omiten los detalles sobre la implementación por no ser relevantes desde el punto de vista de los objetivos de la investigación realizada, cabe destacar que fue necesario un importante trabajo de edición de las lógicas de los elementos estándar de Quest y de programación de rutinas para implementar correctamente las lógicas seguidas en las diferentes etapas del proceso. Esto se debe fundamentalmente a que los elementos de Quest permiten modelar

con facilidad tareas automatizadas pero resultan insuficientes para modelar tareas manuales sujetas a reglas de decisión complejas.

En el desarrollo del modelo de simulación la principal duda planteada se refirió a la adopción de un modelo con dos escalas temporales de variabilidad. Por un lado, las variaciones en ciclos de ejecución del proceso causan necesariamente variación en las escalas temporales superiores que a fin de cuentas no son más que una agregación de múltiples valores en la escalas de ciclos. La cuestión es si las variaciones en la escala de ciclos del proceso, de acuerdo con los datos obtenidos en planta, son suficientes para explicar la variabilidad observada en las tasas de producción del proceso.

En caso de que la planta de producción estuviese sometida a variaciones en sus parámetros en la escala temporal de jornadas de trabajo se tendría una situación parecida a la explicada en el apartado 4.4.2 en la que se estudiaron los cambios en el rendimiento como consecuencia de la relación entre los periodos de las dos escalas temporales y la presencia de autocorrelación. En este caso la relación aproximada entre la jornada y un ciclo de labrado es de 240 por lo que de acuerdo con los resultados obtenidos podría tener un efecto muy relevante. En el ejemplo hipotético con un coeficiente de autocorrelación de 0,4, el rendimiento de la línea bajaba de un 92% a un 89%. En el caso de la planta estudiada, que no operaba en condiciones de plena ocupación de la capacidad, las diferencias en los resultados se deberían de observar en los niveles de trabajo en curso.

Con el fin de determinar si la escala temporal de jornadas de trabajo debe ser incorporada de forma explícita en el modelo se decidió realizar la comparación entre dos alternativas de modelado: con o sin la escala de variación diaria. Adicionalmente en este análisis se decidió añadir una tercera opción de modelado para comprobar si las diferencias individuales de los labradores ejercen un papel relevante sobre los resultados de la simulación o pueden ser ignoradas. Por ello en la fase de validación de resultados se planteó la comparación entre estas tres alternativas de modelado:

- Un modelo que incluyese únicamente la variabilidad en la escala temporal de ciclos de ejecución (M1).
- Un modelo que combinase la variabilidad en la escala temporal de ciclos y el modelo de series temporales presentado (M2).
- Una extensión del modelo M2 en la que se incluyesen además los efectos individuales de los labradores (M3).

La experimentación consistió en la generación de muestras mediante simulación de 200 jornadas de trabajo para su comparación con los datos disponibles de la planta. Las estadísticas recopiladas de los modelos de simulación abarcan tanto los mismos datos de producción que son registrados en la planta real y a partir de los cuales se realizó el estudio de series temporales como otros datos de los

que no se dispone información de la planta tales como niveles de ocupación de recursos y buffers. Las estadísticas obtenidas incluyeron:

- Series temporales de producción diaria de labrado y embalado con los mismos campos de información que los registros de producción de la planta real.
- Promedios diarios de ocupación de los recursos (máquinas y trabajadores) así como los porcentajes de tiempo que permanecen bloqueados por sus buffers de conexión.
- Promedios diarios de llenado de los buffers.

Las series temporales simuladas de registros de producción proporcionan la principal referencia para llevar a cabo la validación de los modelos. Otras variables producidas por el modelo no pueden ser validadas mediante datos debido a que no se dispone de registros. En estos casos se optó por realizar la valoración mediante criterio experto, comparando el comportamiento observado en el modelo con el comportamiento descrito de la planta.

La validación del modelo de simulación permite valorar conjuntamente si las hipótesis asumidas en el desarrollo del modelo pueden ser aceptadas en tanto que conduzcan a un modelo suficientemente preciso para la aplicación buscada. Algunas de las hipótesis asumidas pudieron ser contrastadas a partir de los datos recopilados, como la presencia de fuentes de variación comunes en la producción de los labradores o la no relevancia de los efectos de correlación entre ubicaciones contiguas. Sin embargo otras asunciones como que las diferencias individuales entre trabajadoras ejercen su efecto en los tiempos de labrado en lugar de las tasas de aprovechamiento no pudieron ser validadas con datos. En estos casos la validación de los resultados de simulación proporciona un medio suficiente para determinar si conjuntamente son aceptables.

Por ello el primer conjunto de resultados obtenidos y mostrados en la Tabla 26 se obtuvo con el fin de comparar los resultados de los principales parámetros del proceso con los de la planta real. La comparación se realiza a partir de las medias y desviaciones para la planta real y los tres modelos implementados. La significación de las diferencias se contrasta mediante el test T para la diferencia de medias con varianzas desiguales (prueba T de Welch) y el test F para la comparación de varianzas desiguales. Las muestras son independientes entre sí porque han sido realizadas aleatorizando las semillas de aleatoriedad del generador de números aleatorios de Quest. La hipótesis de normalidad es asumible tal y como se comprobó en el análisis de datos. La única asunción que no es válida para el planteamiento del test es la de independencia de las muestras. En este caso se observó autocorrelación en las series. Sin embargo, para muestras grandes como es el caso (de 200 valores) los test empleados son suficientemente robustos.

**Tabla 26. Comparación entre medias y desviaciones de los parámetros del proceso para los 3 modelos desarrollados y la planta real.**

	Estadístico	$1 - \tau_{DL,t}$	$\tau_{O,t}$	$1 - \tau_{DC,t}$	$\tau_{32,t}$	$\tau_{P,t}$	$\tau_{R,t}$	$\tau_{F,t}$
Real	Media	0.837	0.875	0.781	0.794	0.415	0.077	0.279
	Desviación	0.091	0.037	0.109	0.096	0.121	0.057	0.091
M1	Media	0.828	0.874	0.803 *	0.779 *	0.412	0.087 *	0.244 ***
	Desviación	0.021 ***	0.005 ***	0.074 ***	0.042 ***	0.05 ***	0.039 ***	0.053 ***
M2	Media	0.841	0.876	0.788	0.784	0.424	0.085	0.243 ***
	Desviación	0.079 *	0.034	0.13 *	0.061 ***	0.13	0.054	0.093
M3	Media	0.818 *	0.869	0.822 ***	0.77 **	0.423	0.095 ***	0.247 ***
	Desviación	0.069 ***	0.032 *	0.118	0.057 ***	0.135	0.051	0.095

Códigos de significación para la hipótesis nula de igualdad con la planta real: \* significativo al 95%, \*\* significativo al 99% y \*\*\* significativo al 99,9%.

En los resultados de la Tabla 26 puede apreciarse que para todos los parámetros observados las medias son relativamente próximas a las de la planta. El modelo 1 muestra diferencias significativas para varios casos aunque el modelo, al igual que el modelo 3, que es el que presenta mayores diferencias en las medias. El modelo 2 es el que mejores resultados proporciona para todos los parámetros excepto el porcentaje de láminas fuertes de espesor 4,5mm. En este último caso todos los modelos conducen a una subestimación del porcentaje de láminas fuertes ligeramente superior al 3%. Aunque esto muestra que los modelos serían mejorables, esta diferencia puede ser ignorada porque la presencia de láminas fuertes sólo afecta a la operación de embalaje y al ser de una magnitud tan pequeña no se producirían cambios relevantes en los resultados del estudio.

Con respecto a las varianzas, sí se aprecia claramente que el modelo conduce a la subestimación sistemática de la variabilidad presente en la planta. Para todos los parámetros las desviaciones son muy inferiores a las de la planta, destacando el porcentaje de láminas labradas en el formato objetivo cuya desviación en M1 es de 0,005 mientras que en la planta es 0,037. Esta diferencia es muy relevante ya que la proporción de láminas labradas con formato objetivo determina el reparto del material entre las líneas de corte y clasificación así como de la ocupación de los carros intermedios. Por tanto una estimación incorrecta del mismo conllevaría errores en la estimación de la ocupación de la utilización de estas líneas paralelas y especialmente a diferencias en la operativa de los carros que las conectan entre sí.

El M2 es el que presenta los resultados más próximos a la planta real en cuanto a varianzas, aunque también hay algunas diferencias significativas. Tres de los siete casos muestran diferencias estadísticamente significativas que corresponden a las tasas de residuos en labrado y clasificación y a la tasa de láminas finalmente labradas en formato 32×22cm. Estas diferencias son de magnitudes claramente inferiores que las relativas al modelo 1 por lo que se puede asumir que M2 reproduce de forma más adecuada el comportamiento de la planta.



Los resultados del modelo 3 en cuanto a la varianza son más próximos a los del modelo 2, aunque ligeramente peores. Hay también tres casos con diferencias significativas, aunque su nivel de significación es aún mayor. Para todos los parámetros excepto la tasa de deshechos en clasificación mostraron varianzas de valor mayor que en el caso M2. Este resultado sugiere que la consideración de los efectos individuales de los trabajadores en los tiempos de ciclo no mejora el poder predictivo del modelo sino que incluso podría empeorarlos aunque las diferencias halladas entre ambos no son suficientes para garantizarlo.

En el análisis anterior se han comparado los dos primeros momentos de la distribución de los parámetros característicos del sistema. Sin embargo en el análisis de los datos de entrada se vio que estos parámetros estaban correlacionados entre sí y que además sus series temporales mostraban autocorrelación. Por ello se realizó una segunda comparación consistente en aplicar la misma metodología usada anteriormente de análisis de componentes principales y ajuste de modelos autorregresivos.

Los resultados pueden verse en la Tabla 27 y muestran los coeficientes de los componentes principales para los parámetros del proceso calculados con cada uno de los tres modelos así como de la planta real. Se puede ver en la tabla que en general el modelo 2 presenta una mayor similitud en sus componentes principales con la planta real que la que muestra el modelo 1 o el 3. La fila de la tabla "diferencias con caso real" indica la longitud del vector de diferencias entre las componentes de cada uno de los modelos con el caso real. En todos los casos la longitud del vector de diferencias es menor para el modelo 1 lo que implica que es el que mejor refleja la estructura de correlación entre variables de la planta real.

Por otro lado la fila con las desviaciones estándar de los componentes principales de la Tabla 27 muestra que las componentes principales de los modelos 2 y 3 representan un porcentaje de la varianza de sus muestras más similar al de la planta real que el modelo 1. En el modelo 1 las diferencias entre las varianzas del primer componente y el cuarto componente son menores que en la planta y los modelos 2 y 3.

**Tabla 27. Componentes principales y autocorrelación de las series estandarizadas de parámetros de la planta real frente a los modelos de simulación.**

	Caso	$c_1$	$c_2$	$c_3$	$c_4$
$1 - \tau_{DL,t}$	Real	0.466	-0.254		-0.152
	M1			0.564	0.646
	M2	0.518	-0.239	-0.168	-0.226
	M3	0.575		0.193	
$\tau_{O,t}$	Real		0.566	-0.377	0.236
	M1				-0.663
	M2	-0.247	0.472	-0.505	0.206
	M3	-0.452	0.355		0.536
$1 - \tau_{DC,t}$	Real	-0.537	0.162	0.116	
	M1	-0.149	0.736	-0.135	
	M2	-0.536	0.133	0.234	-0.126
	M3	-0.508	-0.227	-0.176	-0.251
$\tau_{32,t}$	Real	0.451	0.232	0.109	0.151
	M1	0.678			
	M2	0.229	0.665	-0.111	
	M3		0.672	-0.167	
$\tau_{P,t}$	Real		-0.343	-0.819	-0.258
	M1		0.168	-0.706	0.34
	M2	0.121	-0.334	-0.58	0.602
	M3	0.31	-0.217	-0.349	0.734
$\tau_{R,t}$	Real	-0.492		-0.234	
	M1	-0.686			
	M2	-0.502	-0.385		
	M3	-0.298	-0.565		0.206
$\tau_{F,t}$	Real		-0.397	-0.112	0.897
	M1	0.193	0.642	0.392	-0.145
	M2	0.254		0.553	0.721
	M3	0.116		-0.879	-0.26
Diferencias con caso real	M1	0.703	1.452	0.926	1.706
	M2	0.438	0.709	0.813	0.903
	M3	0.753	0.973	1.098	1.601
Desviación	Real	1.667	1.344	0.981	0.914
	M1	1.465	1.158	1.073	1.011
	M2	1.572	1.364	0.988	0.964
	M3	1.544	1.452	1.010	0.913
$\varphi_1$	Real	0.715	0.619	0.452	0.211
	M1	-0.540	-0.475	-0.413	0.014
	M2	0.432	0.286	0.354	0.154
	M3	0.548	0.088	0.126	0.224
$\varphi_1$ p-valor	Real	<2e-16	<2e-16	0.000	0.005
	M1	<2e-16	0.000	0.000	0.844
	M2	0.000	0.000	0.000	0.049
	M3	<2e-16	0.217	0.074	0.001

Sin embargo las mayores diferencias observadas entre el modelo 1 y los dos restantes se dan en los coeficientes de autocorrelación de las series de componen-

tes principales. La presencia de autocorrelación en este caso fue analizada mediante el ajuste de un modelo autorregresivo de primer orden AR(1) obteniendo su parámetro de primer orden  $\varphi_1$  por regresión de mínimos cuadrados generalizados junto con el p-valor de la prueba de significación para el mismo. Mientras que los modelos 2 y 3 muestran parámetros del modelo autorregresivo positivos en consonancia con la planta real, el modelo 1 muestra autocorrelación negativa en todos los casos excepto para el cuarto componente que no resulta significativa.

Todos estos resultados implican que las propiedades estadísticas de los parámetros más relevantes del proceso productivo difieren notablemente entre el modelo 1 y la planta real. Los modelos 2 y 3 también presentan algunas diferencias significativas con los parámetros observados de la planta, aunque mucho menores que las del modelo 1. Entre ambos modelos, el modelo 2 resulta preferible ya que sus diferencias con la planta real son ligeramente menores para la mayor parte de variables estudiadas y además es un modelo más simple que no requiere especificar los efectos individuales de los labradores.

Adicionalmente a la comparación entre los resultados de los modelos y los datos disponibles de la planta se llevó a cabo un análisis del comportamiento de los buffers y ocupación de los recursos de producción tanto para el modelo 1 como los modelos 2 y 3 comparándolo al comportamiento observado de la planta. El comportamiento descrito de la planta por sus gestores se resume en cuatro características fundamentales:

- Característica 1. La carga de trabajo de los labradores es muy variable. Bajo algunas circunstancias de operación se encuentran saturados mientras que en otras ocasiones tienen tiempos muertos por falta de alimentación.
- Característica 2. El porcentaje de aprovechamiento del material labrado es muy variable. Esto origina a su vez una gran variabilidad en la tasa de ocupación de los operarios aguas abajo de labrado con periodos en que las operaciones de corte y clasificación se encuentran saturadas y periodos de alta ocupación.
- Característica 3. Los buffers de conexión entre la zona de labrado y la zona de corte experimentan grandes variaciones periódicas en sus niveles de ocupación. Se dan periodos de alta ocupación de la planta aguas abajo en que los buffers se saturan con periodos de baja ocupación en que los buffers se vacían.
- Característica 4. El cuello de botella del proceso cambia de forma dinámica entre la zona de clasificación y embalaje y la zona de labrado en función de las circunstancias de producción.

La Tabla 28 muestra los resultados con los modelos 1 y 2 relativos a ocupaciones de los operarios de labrado, clasificación y embalaje así como los carros 2 y 3. También se muestran las ocupaciones de los buffers de conexión entre labra-

do y corte (B.L, B.LC y B.COR) y los buffers de clasificación. La última fila contiene los valores medios del porcentaje de tiempo bloqueado del carro 3. Ambos modelos presentan diferencias notables en su comportamiento. En líneas generales el modelo 2 presenta una mayor variabilidad en los promedios diarios de cada una de estas variables, como se aprecia tanto en sus rangos como en sus desviaciones estándar.

Tabla 28. Ocupación de recursos, buffers y bloqueo de elementos.

		M1				M2			
		Media	Desv.	Max.	Mín.	Media	Desv.	Max.	Mín.
Ocupación	OP.L	88,0%	2,2%	98,1%	87,5%	88,8%	3,4%	100,0%	81,8%
	CT.2	78,5%	1,8%	82,5%	73,4%	75,7%	6,9%	91,5%	57,7%
	CT.3	59,8%	1,4%	62,8%	56,0%	57,2%	6,4%	71,7%	41,3%
	OP.CLA32	85,6%	3,8%	96,2%	76,6%	87,0%	7,1%	98,2%	61,4%
	OP.CLA30	40,0%	3,4%	51,0%	30,8%	38,7%	7,7%	54,9%	20,6%
	OP.CLA27	23,8%	3,2%	33,7%	17,3%	23,6%	5,1%	38,3%	11,5%
	OP.E32	81,2%	3,4%	89,9%	72,7%	82,3%	7,0%	93,3%	61,9%
	OP.E30	77,8%	4,8%	90,3%	62,8%	75,8%	14,6%	99,5%	35,1%
	OP.E27	45,1%	4,0%	53,8%	34,8%	43,7%	8,9%	72,5%	20,0%
Buffer	B.L	4,042	0,731	6,909	2,581	4,369	1,104	8,495	2,391
	B.LC	0,809	0,473	6,711	0,679	12,048	12,328	27,467	0,501
	B.COR32	0,878	0,663	4,986	0,402	3,266	2,862	9,594	0,332
	B.COR30	0,536	0,623	7,422	0,320	1,532	2,555	11,724	0,157
	B.COR27	0,139	0,021	0,217	0,096	0,211	0,142	0,701	0,030
	B.CLA32	3,474	1,420	8,368	1,377	5,630	2,619	8,934	0,876
	B.CLA30	1,876	2,001	17,643	0,322	3,570	4,802	17,372	0,146
	B.CLA27	0,206	0,129	0,626	0,040	0,261	0,235	1,638	0,022
Bloqueo	CT.3	0,4%	1,9%	17,9%	0,0%	21,6%	22,2%	58,7%	0,0%

Dónde:

- OP.L: Operarios de labrado.
- CT.2: Carro 2 de transporte a la salida de labrado.
- CT.3: Carro 3 de alimentación a las máquinas de corte.
- OP.CLA: Operarios de clasificación de cada formato (32×22, 30×20 o 27×18).
- OP.E: Operarios de embalaje de cada formato (32×22, 30×20 o 27×18)
- B.L: Buffer de alimentación a los labradores.
- B.LC: Buffer de conexión entre labrado y corte (mesas de rodillos intermedias entre carro 2 y carro 3)
- B.COR: Buffer previo a las máquinas de corte en función del formato (32×22, 30×20 o 27×18).
- B.CLA: Buffer previo a las máquinas de clasificación en función del formato (32×22, 30×20 o 27×18).

La Tabla 29 y la Tabla 30 muestran los p-valores de los test para diferencia de medias y de varianzas entre los resultados de los modelos M1 y M2 para todas las variables analizadas. Como se puede ver, ambos modelos difieren de forma significativa tanto en la mayor parte de medias como en las varianzas. Los valores p para las diferencias de medias dan valores mayores ya que tal y como se puede ver en la Tabla 28, las diferencias relativas entre ambos modelos son claramente inferiores. Las diferencias menos significativas se observan en las ocu-

paciones de los operarios que clasifican y embalan los formatos 30×20cm y 27×18cm. En este caso se trata de los operarios con una menor ocupación y que reciben un producto secundario por lo que la influencia sobre los resultados del modelo 2 de variabilidad en múltiples escalas temporales es relativamente menor. Las mayores diferencias en las medias de ocupación entre los modelos se encuentran en los carros 2 y 3 ya que son los encargados de realizar el transporte entre los buffers de conexión de la zona de labrado y corte y por tanto su ocupación se ve afectada por la variabilidad en los repartos por formatos, recirculaciones y bloqueos causados por los buffers.

En el caso de las medias y varianzas de buffers se observa que las diferencias entre los modelos son muy significativas en todos los casos. Comparando los valores de la Tabla 28 se aprecia que el modelo 1 sistemáticamente subestima las ocupaciones de los buffers generadas por el modelo 2. Por ejemplo, los resultados llegan a cambiar de 0,8 entidades almacenadas en el buffer de conexión de labrado a corte según M1 a más de 12 de media con M2.

**Tabla 29. Valor-p del test para diferencia de medias y varianzas entre M1 y M2 de las ocupaciones.**

	OP.L	CT.2	CT.3	OP.CLA32	OP.CLA30	OP.CLA27	OP.E32	OP.E30	OP.E27
<b>Dif. Medias</b>	0,007	<1e-3	<1e-3	0,016	0,025	0,657	0,035	0,063	0,044
<b>Dif. Varianzas</b>	<1e-3	<1e-3	<1e-3	<1e-3	<1e-3	<1e-3	<1e-3	<1e-3	<1e-3

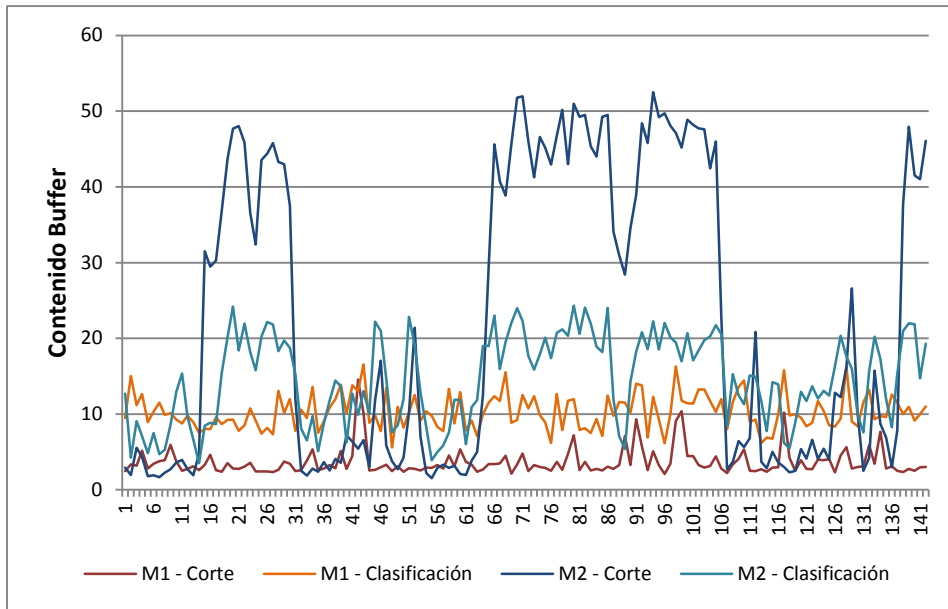
**Tabla 30. Valor-p del test para diferencia de medias y varianzas entre M1 y M2 de las ocupaciones de buffer y bloqueo del carro 3.**

	B.L	B.LC	B.COR32	B.COR30	B.COR27	B.CLA32	B.CLA30	B.CLA27	CT.3
<b>Dif. Medias</b>	<1e-3	<1e-3	<1e-3	<1e-3	<1e-3	<1e-3	<1e-3	0,005	<1e-3
<b>Dif. Varianzas</b>	<1e-3	<1e-3	<1e-3	<1e-3	<1e-3	<1e-3	<1e-3	<1e-3	<1e-3

Estos resultados muestran que ambos modelos reproducen las características del comportamiento de la planta anteriormente explicadas. Las ocupaciones de los labradores presentan variaciones entre valores próximos al 100% para algunos días (en M2 se dan días de plena ocupación) y valores en torno al 80% para el modelo 2 y 87% para el modelo 1. Por tanto la característica 1 de la planta indicada está presente en ambos modelos, pero el modelo 2 se ajusta mejor a la descripción dada. Lo mismo ocurre con las tasa de ocupación de clasificadores y embaladores. En el modelo 2 se observan variaciones entre días con una ocupación de los clasificadores del 98% y días con una ocupación del 62%. En el modelo 1 las diferencias se reducen a variaciones entre el 96% y el 72%.

Con respecto a la característica 3, se observa en las tablas que los rangos de variación de las ocupaciones de buffers son ostensiblemente superiores en el

modelo 2 que en el modelo 1. La Figura 29 muestra las ocupaciones totales de los buffers de conexión entre labrado y corte junto con la ocupación de los buffers de conexión entre corte y clasificación. En la gráfica se aprecia una diferencia muy relevante entre el comportamiento de la planta generado por ambos modelos. Mientras que en el modelo 1 se aprecia una cierta variabilidad dentro de unos rangos de variación similares, en el modelo 2 se produce una alternancia entre periodos de gran saturación de los buffers y periodos de baja ocupación. Este comportamiento corresponde a la característica 3 del comportamiento de la planta descrita por los gestores de la planta.



**Figura 29. Comparación entre los buffers acumulados previos a corte y previos a clasificación de M1 y M2.**

Por otro lado, la Figura 30 muestra una gráfica comparativa entre los resultados de los modelos 1 y 2 para las ocupaciones de los labradores y clasificadores. En líneas generales se aprecia la mayor variabilidad en el comportamiento del modelo 2, especialmente en el caso de la ocupación de los clasificadores que presentan días de muy baja ocupación en comparación al modelo 1 mientras que en la mayor parte de días su ocupación es superior. Aunque en la gráfica es difícil apreciarlo, de un análisis de ambas series temporales se obtiene que en un 1,4% de los días la operación de clasificación se convierte en el cuello de botella según el modelo 1 (la de mayor ocupación) frente a un 7% de los días según el modelo 2. Este resultado implica que la característica 4 relativa a la ubicación variable del cuello de botella está presente en el modelo 2 y en muy bajo grado en el modelo 1. Por tanto desde este punto de vista también el modelo 2 refleja de manera más adecuada el comportamiento de la planta real.

Por último, la Figura 31 muestra la ocupación de los carros 2 y 3 según ambos modelos. Se observa la gran diferencia en la variabilidad reflejada por ambos.

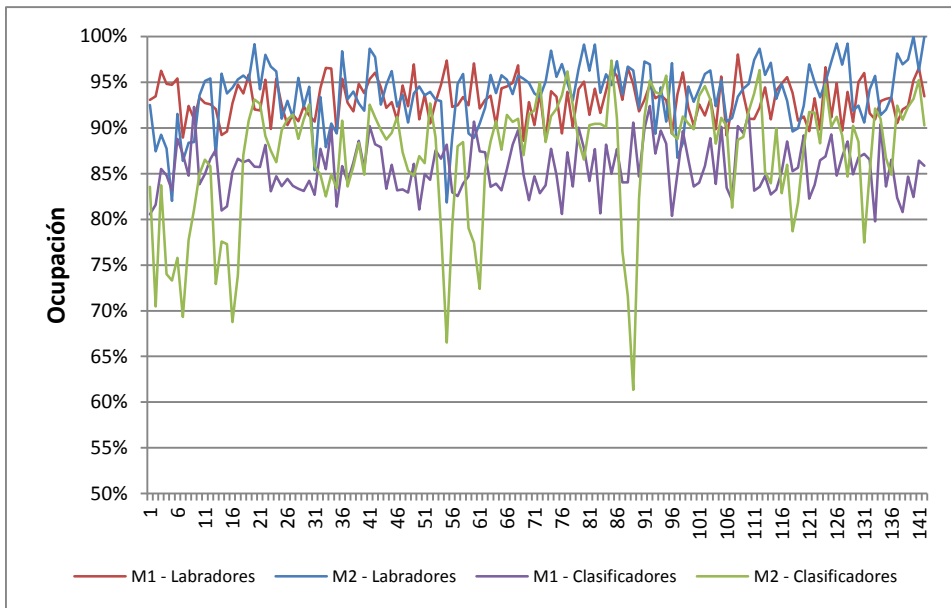


Figura 30. Comparación entre la ocupación de labrado y clasificación de M1 y M2.

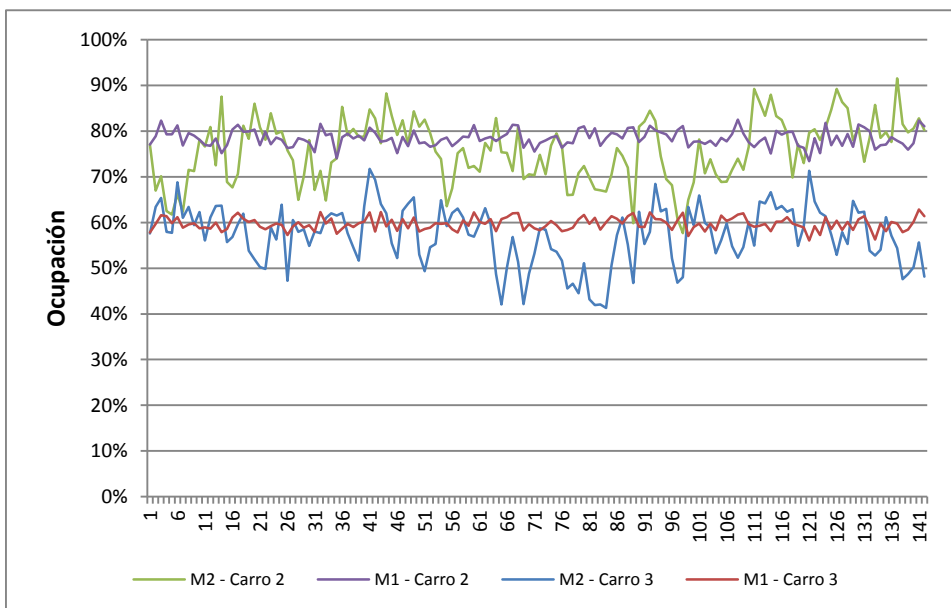


Figura 31. Comparación entre la ocupación de los carros de M1 y M2.

Como conclusión de los resultados presentados en este apartado, se puede afirmar que la incorporación en el modelo de simulación de la planta de las dos

escalas temporales de variabilidad permitió obtener un modelo capaz de reflejar la alta variabilidad presente en el comportamiento de la planta real. Comparando los resultados del modelo 1 que no incluía más que la variabilidad en los ciclos de ejecución del proceso con el modelo 2 que sí incluía los efectos de variabilidad entre jornadas se observa que el modelo 2 es el que mejor reproduce tanto la autocorrelación de los parámetros del proceso como la ubicación dinámica del cuello de botella o la persistencia de periodos de alta ocupación de los buffers y periodos de baja ocupación.

Por todo ello, en la fase de estudio de propuestas de mejora se optó por el modelo 2.

## 5.5. MEJORA DEL PROCESO

El desarrollo de propuestas de mejora del proceso de producción se fundamentó en la aplicación de ideas y conceptos de fabricación Lean adaptándolas a las características de la planta y del proceso. En un principio la alta variabilidad en las características de la pizarra llevaba a considerar que la aplicación de principios Lean no sería adecuada o sería de muy difícil adaptación ya que las fuentes de incertidumbre en el proceso son elevadas y no es posible alcanzar un control eficiente sobre la mayoría de ellas. La razón principal es que no es posible conocer las características de la piedra en cantera hasta que no ha sido extraída, posteriormente serrada y finalmente labrada. A medida que el bloque de material va pasando por las sucesivas etapas de transformación, se van encontrando las diferentes impurezas interiores que originan pérdidas de material y menor calidad en los productos finales y, en el momento de desarrollo del proyecto, no existía ningún procedimiento que de forma económicamente rentable pudiera proporcionar una clasificación previa del material para evitar el procedimiento de productos que serían finalmente rechazados.

Las líneas de actuación acordadas con la dirección de la empresa consistieron en el rediseño del *layout* y la simplificación de operaciones. Un objetivo de para la empresa era la reducción de personal aunque la alta ocupación de la planta llevó desde un inicio a que las posibilidades de mejora en este sentido fueran muy reducidas.

Por todo ello se procedió a llevar a cabo un rediseño del proceso buscando la forma de simplificarlo en la medida de lo posible y eliminar tareas sin valor añadido como transportes y almacenamientos intermedios. La solución propuesta se muestra en la Figura 33 que puede ser comparada con el *layout* inicial de la Figura 32. En esta solución se realizaron los siguientes cambios:

- Eliminación del carro 3 y de la mesa de transporte entre los carros. Los buffers de las máquinas de corte fueron conectados de forma directa con el carro 2 que adicionalmente ha de transportar los lotes de piezas recirculadas.



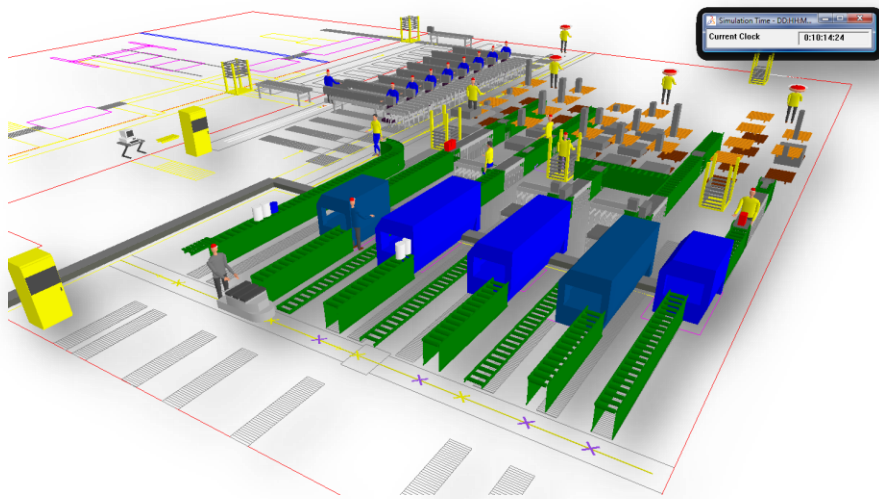


Figura 32. Modelo para el *layout* original de la planta.

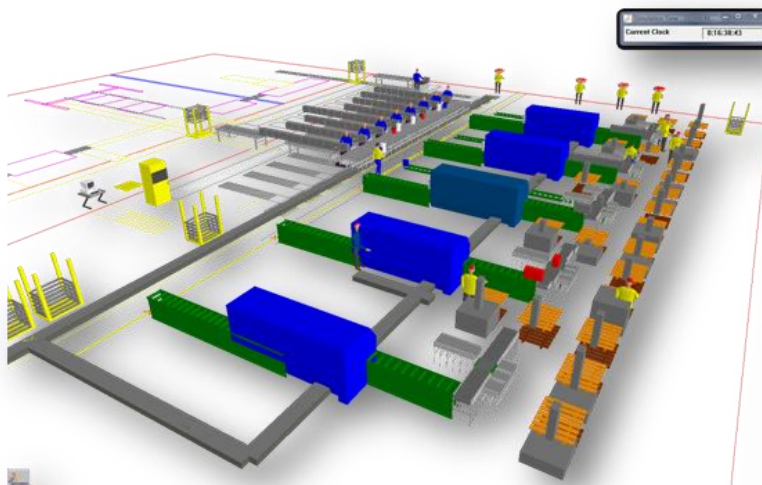


Figura 33. Modelo para el nuevo *layout* propuesto de la planta.

- Rediseño de la zona de embalaje, reduciendo el número de pallets, acercándolos a los puestos de clasificación y facilitando el acceso para su retirada una vez llenos.
- Los cambios propuestos implican en primer lugar una eliminación de una operación de transporte innecesaria y una reducción importante de los buffers de almacenamiento intermedios, especialmente entre la salida de labra-

do y el inicio de corte aunque también se reducen las capacidades de los buffers previos a la clasificación. Esta tipo de configuración era rechazada en un inicio por los gestores de la planta ya que la razón por la cual se había llevado a cabo el diseño inicial de la planta con la doble operación de transporte era con el fin de maximizar el espacio dedicado a zonas de almacenamiento intermedio previas a corte y también en la clasificación como medio para reducir el impacto negativo de la variabilidad en el proceso.

El nuevo *layout* fue simulado empleando el modelo con variabilidad en las dos escalas temporales. La Tabla 31 muestra los resultados de las ocupaciones medias, desviaciones y rangos para las mismas variables que fueron estudiadas con el *layout* inicial. Así mismo se muestran los resultados de los test T y F empleados para contrastar la hipótesis nula de que el nuevo *layout* no proporciona una mejora. Para ello se emplean los test unilaterales para diferencia de medias y de varianzas adoptando con las hipótesis nulas  $\mu_{NL} - \mu_{M2} = 0$  y  $\sigma_{NL}^2/\sigma_{M2}^2 = 1$  frente a las hipótesis alternativas  $\mu_{NL} - \mu_{M2} < 0$  y  $\frac{\sigma_{NL}^2}{\sigma_{M2}^2} < 1$ .

Tabla 31. Ocupación de recursos, buffers y bloqueo de elementos para el nuevo *layout* y p-valor de la hipótesis nula de que el nuevo *layout* no proporciona mejora.

		Nuevo Layout				Sig. Mejora	
		Media	Desv.	Max.	Mín.	Media	Desv.
Ocupación	OP.L	87,7%	4,7%	100,0%	79,6%	0,004	1,000
	CT.2	70,1%	9,0%	92,8%	43,8%	<1e-3	1,000
	OP.CLA32	85,1%	9,0%	100,0%	61,9%	0,011	1,000
	OP.CLA30	34,0%	8,0%	56,7%	13,6%	<1e-3	0,705
	OP.CLA27	28,4%	6,5%	45,1%	13,8%	1,000	1,000
	OP.E32	67,4%	6,4%	83,3%	43,4%	<1e-3	0,090
	OP.E30	55,5%	14,7%	95,8%	20,2%	<1e-3	0,538
	OP.E27	46,1%	11,2%	73,9%	20,4%	0,992	0,999
Buffer	B.L	0,9372	1,6384	8,9362	0,1046	<1e-3	<1e-3
	B.COR32	0,3407	0,2703	1,9918	0,0346	<1e-3	<1e-3
	B.COR30	0,228	0,222	1,7115	0,0365	<1e-3	<1e-3
	B.COR27	3,0328	2,1494	7,9224	0,518	1,000	<1e-3
	B.CLA32	0,6771	0,7422	4,5029	0,0211	<1e-3	<1e-3
	B.CLA30	0,3093	0,2719	1,4695	0,0251	<1e-3	<1e-3
	B.CLA27	1,9%	7,0%	45,0%	0,0%	<1e-3	<1e-3
Bloqueo	CT.2	87,7%	4,7%	100,0%	79,6%	-	-

Los resultados de la Tabla 31 muestran en primer lugar que las ocupaciones de todos los operarios excepto del encargado de la clasificación de láminas de formato 27×18cm son menores con el nuevo *layout*. Este resultado es comprensible teniendo en cuenta que el proceso de llegada de láminas de los formatos se ve alterado por la nueva disposición. En la disposición original la línea de corte del formato 27×18cm se encontraba en la posición más cercana al inicio de las operaciones del carro 3. Además, la geometría del puesto se ha modificado. Mientras

que en el plano original la disposición de los pallet de 27×18 era más simple por trabajarse habitualmente solo dos formatos, en la nueva disposición se recogen posiciones para un número mayor de formatos. Por ello, aunque la ocupación del operario se incrementa ligeramente, como se trata del operario menos ocupado este aumento no se considera un problema mientras que se obtiene la ventaja de poder trabajar un mayor número de calidades. Las mejoras más significativas se logran en los clasificadores y embaladores encargados del resto de formatos. En la operación de clasificación se logra una pequeña mejora pasando de un 87% a un 85% por lo que su relevancia es escasa. Sin embargo en el caso de los embaladores se logra bajar de un 82% con el *layout* inicial a un 67% para el formato de 32×22cm y de un 75% a un 55% en el caso del operario con formato 30×20cm. Esta reducción en la ocupación permitiría disponer de más tiempo para llevar a cabo las operaciones de clasificación y recuento con más calma o realizar tareas de apoyo o limpieza en otras partes de la línea. Además, en caso de incrementos en la demanda, la planta podría responder sin necesidad de contratar a nuevos embaladores o en caso de reducciones en la demanda se podría prescindir de uno de ellos.

En los labradores se produce una pequeña mejora asociada principalmente a la reducción de los bloqueos a su salida bajando de un 88,8% de ocupación media a un 87,7%. Esta mejora no es de gran relevancia práctica aunque contribuye a que los operarios se encuentren menos saturados de trabajo.

Las desviaciones de la ocupación de los operarios sin embargo aumentan ligeramente en el caso de los labradores y en el de los clasificadores de 32×22cm mientras que no es así en otros casos. Este resultado es de menor importancia relativa al anterior ya que sólo implica que las variaciones entre días son mayores mientras que los rangos de variación no varían perceptiblemente.

Por otro lado, en los niveles de ocupación de los buffers se aprecian mejoras importantes. En todos los casos excepto en el buffer de alimentación a la máquina de corte de 27×18 se observan mejoras muy significativas. El buffer de alimentación a esta máquina en la nueva disposición de *layout* se encuentra en un extremo de la línea por lo que estará afectado por una mayor variabilidad en el ritmo de llegada de los lotes. Sin embargo se trata del formato de menor valor y con menor tasa de producción por lo que se considera un resultado poco relevante. La diferencia más significativa se produce en los buffers de entrada de labrado. Estos buffers en la disposición inicial presentaban un nivel de ocupación elevado de 4 bloques de media por buffer. En el nuevo *layout* este valor se reduce a menos de 1, lo que implica por un lado que se pueden reducir sus dimensiones y que se mantiene menos trabajo en curso.

El trabajo en curso total en los buffers intermedios de la planta se puede comparar transformando todas las longitudes de buffer en láminas teniendo en cuenta los tamaños de lote almacenados en cada caso. En total, en los buffers intermedios hay 2970 piezas almacenadas de manera permanente con el *layout* inicial. Este número se reduce a 490 con el nuevo *layout*. Por tanto se ve que el nuevo *layout* proporciona una mejora muy destacable en cuanto a reducción de trabajo en curso.

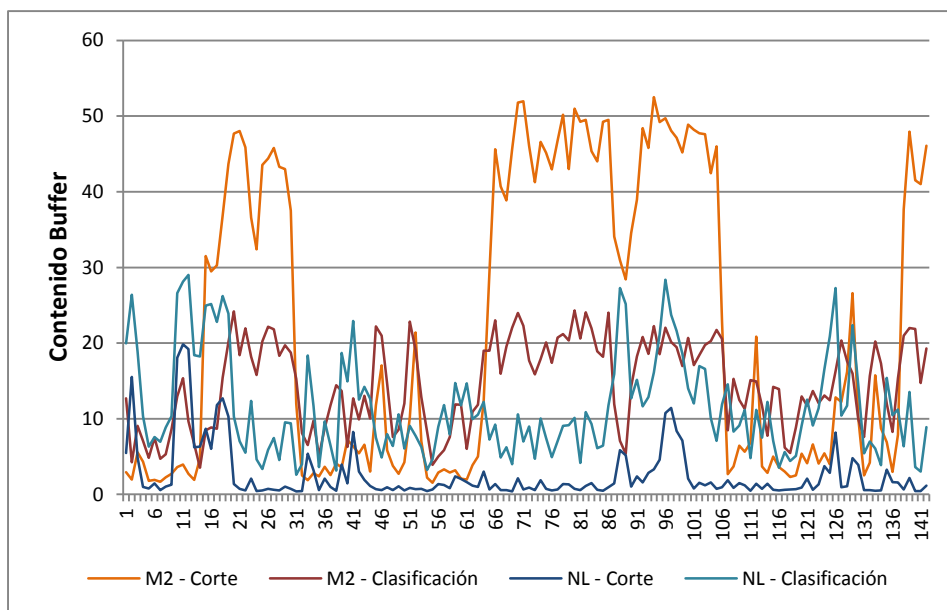


Figura 34. Comparación entre la ocupación media de los buffers previos a corte y a clasificación con el *layout* inicial (M2) y el nuevo *layout* (NL).

Adicionalmente se puede comparar el comportamiento de la planta bajo las dos configuraciones de *layout* mediante las gráficas de evolución diaria de los buffers. En la Figura 34 se pueden ver las evoluciones diarias simuladas del total de buffers previos a corte y clasificación en ambos casos. La diferencia en el comportamiento es evidente. Mientras que en el *layout* inicial se produce la alternancia entre periodos de alta saturación de buffers y periodos de baja ocupación el comportamiento de la planta con el nuevo *layout* es mucho más homogéneo. La reducción en los niveles de inventario en curso es relevante tanto en el corte como en la clasificación, pero especialmente en el caso de las operaciones previas a corte ya que se elimina el carro 3 y la mesa de conexión entre labrado y corte. Estas operaciones de transporte intermedio actuaban inicialmente como un embudo a través del cual debía pasar todo el flujo de productos amplificando la variabilidad en el proceso de generación de colas. Se ve por tanto que aunque era una medida inicialmente adoptada para incrementar la robustez de la planta

frente a la variabilidad en las propiedades de la pizarra, el efecto real sobre la planta era el contrario al deseado.

En la Figura 35 se ilustra la evolución diaria del nivel de ocupación de los operarios de labrado, clasificación y embalaje. En cuanto a este aspecto el comportamiento de la planta es similar con ambas configuraciones de *layout* aunque la ocupación de los embaladores se reduce notablemente. El comportamiento del sistema en cuanto a la ubicación del cuello de botella es análogo a la situación en la planta inicial. Habitualmente se sitúa en la operación de labrado y en un 7% de los días en la clasificación.

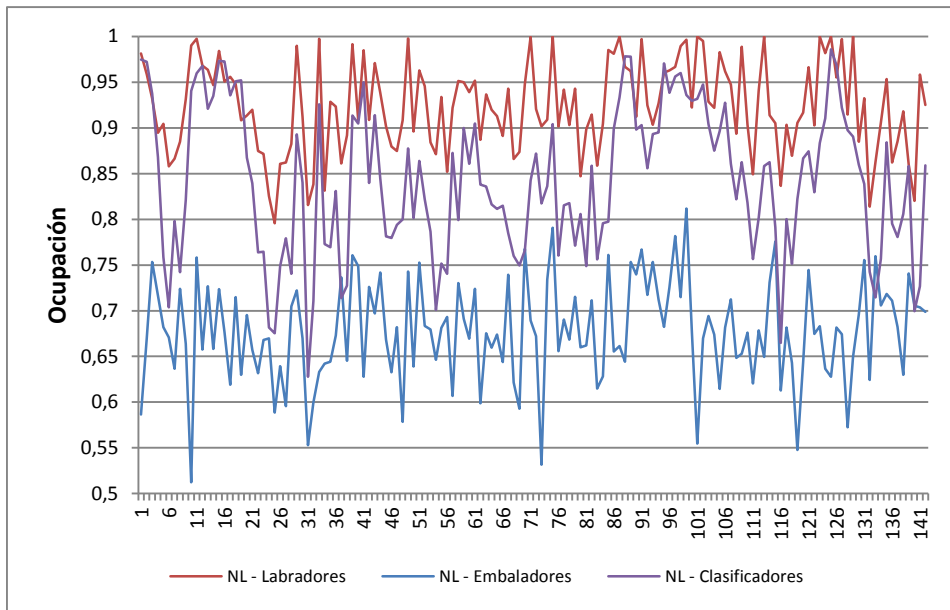


Figura 35. Ocupación media de los labradores, máquinas de corte y clasificadores con el nuevo *layout* (NL).

En este apartado se ha visto cómo la simplificación del *layout* de la planta bajo un enfoque Lean conduce a una mejora pese a que inicialmente la percepción de sus gestores era la opuesta como consecuencia de la alta variabilidad presente. El nuevo diseño fue simulado teniendo en cuenta la variabilidad presente en las series temporales de parámetros del proceso y permite reducir el comportamiento observado en la planta inicial consistente en la alternancia entre periodos de alta y baja ocupación de los buffers intermedios. El nuevo diseño de *layout* permite reducir los costes asociados a las operaciones de transporte intermedio y trabajo en curso e incrementa la disponibilidad de los operarios de embalaje.

El desarrollo de un modelo de simulación con dos escalas temporales de variabilidad fue una herramienta necesaria para diagnosticar los problemas presentes en el diseño de planta inicial y proponer mejoras. Un enfoque convencional

de modelado y simulación en que únicamente se hubieran tenido en cuenta las distribuciones de llegadas, tiempos de ciclo y generación aleatoria de los diversos productos no hubiera permitido analizar correctamente los problemas originados por el *layout* inicial ni hubiera permitido valorar correctamente los beneficios proporcionados por su mejora.

## CAPÍTULO 6

---

# Conclusiones y Trabajo Futuro

A lo largo de esta tesis se han analizado diversos modelos de series temporales aplicables a la simulación de líneas de producción. Los modelos estudiados se ubican en la clase de datos “complejos” de acuerdo con la clasificación establecida por Mielke (2010) para datos de entrada de modelos de simulación y que son los que menos atención han recibido en la literatura pese a que diversos autores han resaltado la importancia de modelar adecuadamente la dependencia entre las diversas variables que incluye un modelo. En la revisión bibliográfica llevada a cabo se observó que los trabajos que han contemplado el uso de modelos de series temporales sin la hipótesis de independencia e igualdad de distribución (*i.i.d.*) son escasos y se ciñen en la mayoría de casos a estudios teóricos. En esta tesis se han estudiado fundamentalmente dos tipos de desviaciones con respecto a la hipótesis *i.i.d.*: la presencia de autocorrelación en las series temporales y el modelado de variaciones en múltiples escalas temporales.

El trabajo llevado a cabo representa una contribución tanto al conocimiento sobre el comportamiento de líneas de producción como a la metodología de simulación de eventos discretos aplicada a sistemas de producción. Con respecto al área de producción, se ha investigado el comportamiento de líneas de producción en situaciones de presencia de autocorrelación en los tiempos de ciclo y variabilidad en dos escalas temporales. El estudio ha permitido evaluar las implicaciones que estas circunstancias tienen de cara al dimensionamiento de recursos y el control de la producción. En lo referente a la metodología de simulación, se han estudiado modelos estadísticos que facilitan la modelización de sistemas productivos en casos de incumplimiento de la hipótesis *i.i.d.* por la presencia de autocorrelación o variabilidad en múltiples escalas temporales.

Los resultados del estudio teórico presentado en el capítulo 4 han sido aplicados a un caso de estudio que constituye un ejemplo paradigmático de sistema de producción altamente variable. En la planta analizada, el desarrollo de un modelo de simulación con variaciones en dos escalas temporales (ciclos de ejecución del proceso y jornadas de trabajo) se convirtió en un medio necesario para obtener un modelo válido. El modelo de simulación permitió caracterizar la complejidad en el comportamiento del sistema relativa a la acumulación de tra-

bajo en curso y determinar que el diseño inicial del proceso, que forzaba que todo el flujo de producción circulara a través de un único elemento de transporte intermedio, amplificaba su variabilidad provocando el efecto contrario al que se había buscado en su diseño. El proceso fue finalmente mejorado a partir de la adopción de principios de fabricación *Lean* en un entorno en el que eran considerados inadecuados por la presencia de múltiples fuentes de variabilidad no controlables.

Como conclusión fundamental de esta tesis se resalta la importancia que el correcto análisis de las propiedades estadísticas de las series temporales de un proceso productivo tiene de cara al desarrollo de modelos válidos de sistemas de producción. La teoría de series temporales ha sido amplia y satisfactoriamente aplicada en muchos otros campos de conocimiento tales como la economía, la ingeniería financiera o el tratamiento de señales. Sin embargo, en numerosos textos sobre simulación de eventos discretos ha sido relegada a un papel secundario, presentándose como una opción de modelado excepcional o ignorándose por completo. Como hechos representativos de esta situación se pueden destacar que ninguna de las herramientas de software de simulación empleadas en esta tesis incluye por defecto ningún modelo para la simulación de series temporales o el hecho de que aplicaciones para ajuste de distribuciones integradas en el software de simulación, como ExpertFit o StatFit, no contemplan ni tan siquiera tests específicos para detectar el incumplimiento de las hipótesis *i.i.d.*

Los resultados de los experimentos de simulación llevados a cabo muestran efectos relevantes asociados a la presencia de autocorrelación en las series de tiempos de ciclo de los procesos  $y$ , de forma todavía mayor, a la presencia de variabilidad en múltiples escalas temporales. La omisión de dichos efectos conlleva un importante riesgo de errores en el dimensionamiento de recursos  $y$ , en menor medida, en la asignación óptima de buffers.

La posible presencia de efectos de “memoria larga” o el fenómeno de Hurst en las variables de un proceso supone un importante riesgo de cara a la extrapolación de los resultados de un modelo ajustado a partir de datos correspondientes a una escala temporal a otras escalas temporales mayores, ya que si los efectos de dependencia de alto rango son ignorados la varianza de las variables del proceso en escalas temporales mayores será subestimada. Se ha visto que las series temporales afectadas por el fenómeno de Hurst pueden ser aproximadas en un rango determinado de escalas temporales mediante modelos con variabilidad en múltiples escalas temporales.

Aunque en el caso de estudio presentado no se encontró evidencia concluyente sobre la ocurrencia del fenómeno de Hurst (la necesidad de adoptar modelos de variabilidad en múltiples escalas temporales no responde exclusivamente a este fenómeno) los resultados obtenidos sí muestran que un modelo ajustado exclusivamente para la escala temporal de ciclos de ejecución del proceso hubie-



ra conducido a la subestimación de la variabilidad presente en la planta. Este resultado implica que, en el desarrollo de un modelo de simulación, ha de prestarse especial cuidado al análisis de las escalas temporales para las cuales se desean obtener resultados (en función de los objetivos del proyecto) y debe garantizarse que el modelo representa adecuadamente la variabilidad presente en el sistema real para todas las escalas temporales de interés.

En los apartados posteriores se detallan las principales conclusiones obtenidas relativas a los modelos teóricos presentados en el capítulo 4, el caso de estudio del capítulo 5 y las líneas de trabajo futuras.

## **6.1. RESULTADOS RELATIVOS A LOS MODELOS TEÓRICOS INVESTIGADOS**

Los modelos de series temporales más ampliamente estudiados por su versatilidad y potencia para modelar la estructura de autocorrelación de una serie son los modelos de la familia ARIMA. Sin embargo, presentan la limitación de que sus distribuciones marginales son normales, lo que disminuye las posibilidades de aplicación en modelos de simulación de procesos industriales. La mayor parte de variables que se han de modelar en un proceso de simulación son tiempos entre eventos y duraciones de procesos, que han de ser positivos, y por tanto la distribución normal no es conceptualmente válida, aunque para coeficientes de variación reducidos pueda ser una aproximación válida. Por ello en el capítulo de antecedentes se realizó una revisión exhaustiva de los modelos empleados en simulación de eventos discretos para estas situaciones.

Los dos principales grupos de modelos son los modelos TES y ARTA, ambos basados en la transformación de una serie temporal generadora en la que se introduce autocorrelación. Esta serie generadora es posteriormente transformada de forma que la serie temporal de la variable de interés presente la distribución marginal deseada. Entre ambos tipos de modelos se optó por la profundización en los modelos ARTA por usar como proceso generador modelos autorregresivos cuyo conocimiento ha sido ampliamente desarrollado dentro de la estadística. Además, los procesos TES presentan la desventaja de que no es posible establecer una asociación directa entre los parámetros del modelo y los coeficientes de autocorrelación generados, debido a la ocurrencia de discontinuidades en el proceso generador (tal y como se indicó en la sección 4.2).

Los procesos ARTA parten de procesos autorregresivos y, aunque la no linealidad de la transformación empleada dificulta su estudio analítico en casos genéricos, sí se puede establecer una conexión directa entre los parámetros del proceso generador y los coeficientes de autocorrelación del proceso transformado. Sin embargo, los artículos publicados sobre el mismo no proporcionan métodos generales y adecuados para su ajuste a partir de datos. Los métodos desarro-

llados por Cario y Nelson (1998) fueron implementados en una solución de software específica y se basan fundamentalmente en procedimientos gráficos y métodos numéricos aproximados. Posteriormente, Biller y Nelson (2005) desarrollaron un método para el ajuste de procesos con distribuciones marginales de la familia Johnson. Ante la carencia observada de un método de ajuste suficientemente general aplicable a las diversas distribuciones marginales que se pueden encontrar en la práctica, se procedió a obtener las expresiones genéricas de la función logarítmica de verosimilitud y las ecuaciones que permiten la estimación de los parámetros. La formulación propuesta permite una fácil implementación en software estadístico y por tanto facilita la estimación paramétrica del modelo en casos reales.

Se ha encontrado que la aplicación del método de máxima verosimilitud para la estimación de los parámetros de un proceso ARTA conduce a la formulación de un problema de optimización no lineal en el que la estimación de los parámetros de la distribución marginal no es generalmente separable de los parámetros del proceso autorregresivo. Sin embargo, se ha visto que el empleo de un procedimiento simplificado en dos etapas, en el que primero se obtiene por máxima verosimilitud la estimación de los parámetros de la distribución marginal y posteriormente se ajusta el proceso autorregresivo para la muestra de datos transformada, suele proporcionar buenos resultados. Este método simplificado en dos etapas es adoptado como punto de partida para la generación de las soluciones iniciales en la aplicación de un método de optimización numérico implementado en R.

Con el fin de validar el método desarrollado se llevó a cabo su implementación en R y se muestrearon los sesgos originados en la estimación de los parámetros del modelo mediante simulación de Montecarlo. El estudio se centró en procesos ARTA con distribución marginal log-normal o exponencial y diferentes tamaños de muestra. Aunque para muestras reducidas el método de máxima verosimilitud conduce habitualmente a sesgos en la estimación, y estos se ven reflejados en los resultados de los experimentos numéricos llevados a cabo, para muestras grandes proporciona estimadores consistentes y eficientes siempre y cuando se verifiquen ciertas condiciones de regularidad de la distribución. Los resultados de la experimentación numérica muestran que, en general, tanto el método de máxima verosimilitud como el método simplificado en dos pasos proporcionan estimaciones similares, excepto en la estimación de los parámetros del modelo autorregresivo para la distribución exponencial con coeficientes de autocorrelación elevados.

Por ello se puede concluir que se ha propuesto un método eficaz que permite ajustar modelos ARTA, independientemente de la distribución marginal considerada, empleando software estadístico convencional. Aunque la implementación realizada sea obviamente mejorable buscando formas de implementar el método computacionalmente más eficientes y haya la posibilidad de encontrar

estimadores más eficientes para muestras pequeñas realizando correcciones sobre su definición, el método desarrollado garantiza la posibilidad de ajustar un modelo estadístico que contemple los efectos de autocorrelación en las series temporales bajo las condiciones más generales que se pueden dar en un proyecto de simulación.

Los modelos ARTA fueron posteriormente aplicados para el estudio de los efectos de autocorrelación en líneas de producción. Los resultados de autores previos (Livny, Melamed, and Tsiolis 1993; Altiok and Melamed 2001) mostraron que la presencia de autocorrelación positiva en las variables del proceso (tiempos entre llegadas, tiempos de ciclo o tiempos entre fallos) incrementa la acumulación de trabajo en curso y en consecuencia reduce el rendimiento de la línea. Sin embargo estos autores no estudiaron más que casos con coeficientes de autocorrelación de primer orden y no consideraron el efecto que los cambios en la capacidad de buffers de la línea o en su longitud ejercen sobre los resultados ni cómo estos factores interactúan entre sí. Por ello se llevó a cabo un experimento factorial completo mediante simulación para evaluar todas las posibles interacciones entre estos factores y los dos primeros coeficientes de autocorrelación de la serie temporal. El estudio se centró en la presencia de autocorrelación en tiempos de ciclo, aunque los efectos en los tiempos entre llegadas o tiempos entre fallos serían similares.

Las conclusiones de este experimento se resumen como sigue:

- Los factores considerados presentan interacciones significativas de alto orden por lo que han de tenerse en cuenta en la experimentación con modelos de simulación de plantas que presenten autocorrelación.
- El comportamiento del sistema para coeficientes de autocorrelación positiva de primer orden es análogo al previamente descrito por otros autores.
- Se han observado interacciones positivas en los casos en que los dos primeros parámetros del proceso autorregresivo son de signos opuestos e interacciones negativas en el caso contrario.
- Se han observado interacciones negativas entre el incremento en la capacidad de los buffers y la presencia de autocorrelación, excepto para el caso con autocorrelación positiva de primer orden. Este hecho implica que en los casos con autocorrelación negativa o positiva de orden mayor a 1 el incremento en la capacidad de los buffers causa incrementos marginales decrecientes en el rendimiento.
- La longitud de la línea no presenta interacciones relevantes con la capacidad de los buffers y la presencia de autocorrelación simultáneamente lo que implica que el comportamiento descrito para una línea de 5 máquinas es generalizable a una línea de mayor longitud, aunque el rendimiento de la línea sea menor por su mayor longitud.

Posteriormente se llevó a cabo otro conjunto de dos experimentos con el fin de determinar si las soluciones al problema de asignación óptima de buffers dentro de la línea se ven afectadas por la presencia de autocorrelación. En el primer experimento se analizó cómo la ubicación de buffers de capacidad unitaria origina diferentes efectos en función de su posición en la línea y en el segundo caso se obtuvieron las soluciones óptimas al problema de asignación de buffers y se compararon bajo diferentes escenarios de autocorrelación. Los resultados de los análisis condujeron a las siguientes conclusiones:

- La forma de “bóveda” de la solución de reparto óptima es robusta frente a la presencia de efectos de autocorrelación en los tiempos de ciclo cuya disposición en la línea sea equilibrada.
- La presencia de autocorrelación positiva reduce la intensidad de los beneficios proporcionados por la forma de “bóveda”.
- Las diferencias entre las soluciones obtenidas en los distintos escenarios de autocorrelación fueron reducidas, aunque resultaron significativas en los casos con disposición no homogénea de los efectos de autocorrelación.
- En los casos en que una máquina o un grupo de máquinas de la línea presenten autocorrelación positiva pero no los restantes (o ésta sea negativa), la asignación de buffers en posiciones contiguas incrementa el rendimiento de la línea.

Por tanto se concluye que en la asignación de buffers en líneas que presenten autocorrelación en tiempos de ciclo la forma de bóveda proporciona una solución de partida adecuada para obtener un buen reparto. Sin embargo la distribución no equilibrada de los coeficientes de autocorrelación conduce a desviaciones importantes con respecto a la forma de bóveda. En estos casos se deberá dar prioridad a la asignación de buffers en posiciones cercanas a las máquinas con autocorrelación positiva y lejanas a las máquinas con autocorrelación negativa. En la revisión bibliográfica llevada a cabo no se encontró ninguna publicación que hubiese descrito estos efectos.

Por último se realizó la comparación entre dos sistemas de control para líneas de producción: una línea de empuje (*Push*) frente a una línea CONWIP de trabajo en curso constante. Para ello se obtuvieron resultados relativos a rendimientos de la línea y promedios de trabajo en curso para diferentes restricciones de trabajo en curso máximo con el sistema CONWIP frente a la línea *Push*. Los resultados obtenidos muestran pocas diferencias entre el comportamiento de líneas con autocorrelación positiva o negativa y los casos sin ella.

Por ello se puede considerar que no se han encontrado efectos relevantes causados por la presencia de autocorrelación sobre la elección del sistema de control adecuado para una línea de producción. La única divergencia reseñable entre los escenarios de autocorrelación considerados se refiere a que, en los casos con fuertes restricciones en el trabajo en curso, las líneas CONWIP presentaron

una menor diferencia relativa con la línea *Push* análoga que en los casos sin autocorrelación o autocorrelación positiva. Esto podría favorecer la adopción de sistemas de control CONWIP en líneas con capacidad de los buffers reducida, autocorrelación positiva en los tiempos de ciclo y fuertes restricciones de trabajo en curso.

Por otro lado se investigaron los efectos sobre el rendimiento de la línea causados por la presencia de variabilidad en dos escalas temporales y autocorrelación en la escala temporal mayor. En este caso se consideraron como escalas temporales los ciclos de ejecución del proceso y otra escala mayor en la que se introducen los efectos de autocorrelación. El rendimiento de la línea fue simulado en función de la relación existente entre las duraciones de estas dos escalas temporales y del coeficiente de autocorrelación en la escala temporal mayor empleando un modelo multiplicativo para integrar los efectos en las dos escalas.

Los resultados mostraron importantes cambios en el rendimiento de la línea en función de la relación entre las escalas temporales y la posible presencia de autocorrelación. Se encontró una importante reducción en el rendimiento de la línea asociado al incremento de la longitud de la escala temporal mayor, aunque sus incrementos marginales fueron decrecientes. Por ello, para escalas temporales elevadas no se producen diferencias relevantes entre sus efectos sobre el rendimiento de la línea. La presencia de autocorrelación positiva también redujo el rendimiento y adicionalmente, en este caso, se observó que la presencia de autocorrelación negativa para escalas temporales elevadas condujo a efectos negativos sobre el rendimiento contrariamente a lo que ocurre en escalas temporales menores.

En la revisión bibliográfica no se encontró ningún trabajo que hubiera estudiado previamente los efectos relativos a la escala temporal sobre el rendimiento de un proceso, exceptuando los estudios realizados sobre redes de comunicaciones con intensidad de tráfico afectada por el fenómeno de Hurst. Sin embargo la perspectiva de estos trabajos es diferente ya que está orientada fundamentalmente al dimensionamiento de buffers de servidores de conexión con el fin de minimizar las probabilidades de desbordamiento y los volúmenes de entidades que fluyen por el sistema de colas son mucho mayores que los que se dan en líneas de producción. Además, las restricciones de los modelos difieren así como las distribuciones de tiempos de servicio. Por ello, aunque proporcionan una referencia de interés, los efectos relativos a las escalas temporales de variación deben de ser investigados de forma específica en sistemas de producción.

## 6.2. RESULTADOS RELATIVOS AL CASO DE ESTUDIO

El caso de estudio detallado en el capítulo 5 constituye un caso representativo de un proceso productivo altamente variable debido al efecto que las propiedades heterogéneas del material extraído en la cantera tienen sobre todo el pro-

ceso. Además, se trata de un proceso que depende en gran medida de operaciones manuales y en el que las decisiones de control son tomadas por un encargado de planta en base a su experiencia. Todo ello contribuye a generar un proceso con grandes variaciones en el aprovechamiento y la calidad de las piezas procesadas así como de la carga de trabajo de sus distintas etapas.

La estrategia tradicional adoptada en el sector para compensar la presencia de esta variabilidad consistía en asignar el mayor espacio posible para buffers de conexión y disponer de grandes cantidades de trabajo en curso con las que compensar estos cambios.

En este contexto se llevó a cabo el desarrollo de un proyecto de simulación con el fin de reducir costes, manteniendo la tasa de producción, eliminando etapas innecesarias y simplificando el proceso. El proyecto se inició con el planteamiento de un modelo conceptual que recogiera las principales variables que definen su rendimiento y las relaciones entre las mismas. A partir de este modelo se identificó un conjunto de parámetros principales cuyas variaciones determinan de forma fundamental el rendimiento de la línea.

Posteriormente se recopilaron datos de tiempos de ciclo de las distintas operaciones involucradas y se analizaron los registros de producción diarios disponibles de la planta. De este análisis se pudieron obtener las distribuciones estadísticas correspondientes a las duraciones de las distintas tareas en la escala temporal de ciclos de ejecución. Para la operación de labrado, que es la que suponía el mayor coste mano de obra y en la que se producían más desechos de material, se ajustó mediante regresión un modelo potencial que recoge el efecto sobre los tiempos de ciclo tanto del tamaño de los bloques recibidos como del porcentaje de aprovechamiento de material que se obtiene.

Para los parámetros principales del proceso se realizó un estudio de series temporales. En primer lugar se empleó un análisis de componentes principales para seleccionar un conjunto de cuatro parámetros que conjuntamente representaban un 80% de la varianza total y que permitían modelar las relaciones de correlación entre los parámetros. Posteriormente la evolución temporal de estas componentes principales fue ajustada mediante procesos autorregresivos de primer orden después de haber desestimado el empleo de modelos de vectores autorregresivos VARS y descartado la presencia de raíces unitarias.

Con el fin de determinar la posible presencia del fenómeno de Hurst en las series temporales de los parámetros se realizó un estudio comparativo entre el incremento de la varianza observado en las series y el que sería esperable de acuerdo con los modelos AR ajustados. En este caso no se encontró evidencia del fenómeno de Hurst, por lo que la presencia de variaciones importantes y autocorrelación en la escala temporal de jornadas de trabajo puede entenderse asociada a factores persistentes a lo largo de un día y a cambios en las propiedades del ma-

terial extraído en cantera que tienden a mantenerse en valores similares de una jornada a la siguiente.

Por otro lado se investigó la posible presencia de efectos de variabilidad asociada al comportamiento de los operarios encargados del labrado y a las diferencias individuales en su habilidad. En este caso los resultados, obtenidos a partir del ajuste de un modelo de correlación para las series temporales de totales de producción diaria de cada trabajador, mostraron la presencia de causas de variación comunes muy significativas (achacables principalmente a los cambios en la calidad del material procesado) pero no se encontraron efectos significativos ligados al comportamiento.

El modelo fue implementado en Delmia Quest V5 R20 y se llevó a cabo una experimentación inicial con el objetivo de llevar a cabo su validación y determinar qué hipótesis de modelado debían de ser tenidas en cuenta. Para ello se comparó, en primer lugar, entre un modelo en el cual sólo se introdujo la variabilidad en la escala temporal de ciclos de ejecución (M1) con un modelo en que se consideraron por un lado la escala de los ciclos de ejecución y por otro lado las variaciones diarias en los parámetros del proceso (M2). El modelo M2 se formuló a partir de la integración de los modelos de series temporales y los modelos de variación en tiempos de ciclo.

Una hipótesis de modelado descartada fue la consideración de las diferencias individuales entre operarios. Aunque en la práctica sí están presentes y fueron observadas en los datos de producción, desde el punto de vista de las variables de interés del modelo no proporcionaban efectos relevantes por lo que se procedió a su eliminación.

Los resultados mostraron que el modelo M1 que sólo contemplaba las variaciones en la escala temporal de ciclos del proceso no era capaz de reproducir la varianza ni la autocorrelación observada en la planta para los parámetros del proceso en la escala temporal de días. El modelo M1 tampoco fue capaz de reproducir adecuadamente el comportamiento de la planta descrito por los gestores de la planta. El modelo M2 sí se encontró capaz de reproducir de forma satisfactoria todos estos aspectos de la planta real y por tanto se optó por su elección.

Por ello la planta analizada se trata de un caso en que la adopción de un modelo de simulación con múltiples escalas temporales fue necesaria para conseguir el desarrollo de un modelo válido del sistema. En este caso no se encontró evidencia concluyente de la presencia del fenómeno de Hurst. Por ello este proceso puede ser citado como un ejemplo en el que la varianza en una escala temporal (los días) no puede ser explicada a partir de la varianza en otra escala temporal menor (los ciclos de ejecución) pero esto no se debe necesariamente a efectos de larga memoria de las series sino a circunstancias particulares de las fuentes de variabilidad del proceso. En este sentido, los resultados obtenidos apoyan la postura defendida por Grossglauser y Bolot (1999) referida a que en proyectos

reales el esfuerzo de modelado debe ser centrado en la correcta caracterización de las propiedades estadísticas de las series temporales en las escalas de interés.

El modelo desarrollado fue empleado, una vez validado, para estudiar propuestas de cambio consistentes en la simplificación del proceso, eliminación de operaciones de transporte intermedio y buffers y reordenamiento de las zonas de embalaje y clasificación. Los cambios propuestos se basaron en principios de fabricación Lean que no habían sido tenidos en cuenta previamente en la planta debido a la adopción de una estrategia de maximización de los buffers de productos intermedios con el fin de reducir la alta variabilidad percibida. Los resultados de la simulación de la planta con estos cambios mostraron importantes beneficios en la reducción de costes de operaciones sin valor añadido y trabajo en curso.

Estos resultados muestran cómo una metodología de análisis inadecuada o la adopción de soluciones a partir de la percepción subjetiva de la variabilidad de un proceso pueden conducir a pérdidas en el rendimiento de una línea y sobrecostes. Por ello el empleo de modelos de series temporales que reflejen de forma adecuada las propiedades estadísticas de las variables de un proceso se ha mostrado como una herramienta útil y necesaria para lograr una aplicación exitosa de la metodología de modelado y simulación, particularmente en su adopción en entornos productivos altamente variables.

### 6.3. FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

El trabajo desarrollado en esta tesis destaca la importancia de investigar modelos de series temporales para su aplicación en la simulación de procesos industriales. En este sentido se podría, por un lado, buscar la adaptación de modelos de series temporales empleados en otros campos y, por otro, proponer variaciones o transformaciones de estos modelos que permitan representar adecuadamente las propiedades estadísticas de los procesos presentes en sistemas de producción.

Los procesos ARTA constituyen una familia de procesos que, aunque en la actualidad no suele ser empleada en la práctica, presenta un importante potencial de aplicación dentro del ámbito de la simulación de procesos industriales por la facilidad con que permite controlar la distribución marginal de la serie así como de la estructura de autocorrelación. El empleo de procesos TES resulta desaconsejable salvo que algún criterio específico del caso aconseje su adopción. Con respecto a estos procesos el método de máxima verosimilitud propuesto permite el ajuste de sus parámetros, aunque en la experimentación realizada se encontraron sesgos significativos en la estimación. Por ello una línea de mejora en este sentido consistiría en la búsqueda de correcciones en los estimadores de máxima verosimilitud que compensara los sesgos de estimación. También hay



oportunidades de mejora en la implementación en R de la función de máxima verosimilitud.

Por otro lado, se puede considerar también la obtención analítica de expresiones para los estimadores de máxima verosimilitud de procesos con distribuciones marginales concretas de interés, de forma que no se requiera del uso de métodos de optimización numéricos. Sin embargo, debido a la no linealidad de las ecuaciones resultantes se estima que sólo en unos pocos casos particulares se puedan obtener soluciones analíticas. La obtención de los estimadores facilitaría el estudio de sus propiedades o la propuesta de correcciones.

Una carencia detectada en la literatura sobre sistemas productivos es la dificultad para llevar a cabo estudios que permitan identificar qué tipos de modelos suelen funcionar mejor en la práctica y qué hipótesis pueden ser adoptadas. Esta información sería útil ya que proporcionaría una guía para los profesionales de simulación a la hora de plantear la recopilación, análisis de datos y simulación de un proceso. Para ello sería conveniente que en las publicaciones sobre casos reales de simulación se dedicara más espacio a explicar qué hipótesis fueron asumidas sobre las variables del proceso y en qué criterios se fundamentó su adopción.

Con respecto a los efectos de autocorrelación en las líneas de producción, el estudio llevado a cabo ha sido amplio y ha permitido caracterizar el comportamiento de las líneas con autocorrelación y su interacción con múltiples factores. Los resultados podrían ser extendidos a otras configuraciones de procesos o al estudio de sistemas de control de la producción más complejos. Este trabajo se ha centrado en el análisis de líneas de producción por tratarse de la configuración más básica y que se corresponde con la tipología del proceso analizado en el caso de estudio. Sin embargo el comportamiento de otros tipos de proceso tales como talleres o sistemas de células de fabricación flexibles también podría ser analizado bajo este enfoque.

En relación al problema de asignación óptima de buffers en una línea, se consideran como opciones de desarrollo futuro el desarrollo de modelos analíticos que permitan tener en cuenta los efectos de autocorrelación o el estudio comparativo de algoritmos de optimización para casos con autocorrelación en los tiempos de ciclo.

Por último hay una cuestión que no ha sido resuelta en este trabajo y que debería ser analizada en futuros estudios. Esta cuestión se refiere a los métodos de ajuste de modelos de series temporales con múltiples escalas temporales de variabilidad. En el caso de estudio, esta cuestión fue resuelta integrando los modelos ajustados para las dos escalas temporales por separado. Para casos en que las dos escalas temporales difieran mucho entre sí la ecuación (65) implica que la aproximación será aceptable. Sin embargo, si se trata de dos escalas temporales similares entonces se han de tener en cuenta ambos modelos conjuntamente.

Para ello sería necesaria la investigación de métodos de ajuste que permitieran dar respuesta conveniente a este problema.

## ANEXO 1

---

# Bibliografía

Akella, R., and P. Kumar. 1986. "Optimal Control of Production Rate in a Failure Prone Manufacturing System." *IEEE Transactions on Automatic Control* 31 (2) (February): 116–126. doi:10.1109/TAC.1986.1104206. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=1104206>.

Aksoy, Hasan Kivanc, and Surendra M. Gupta. 2005. "Buffer Allocation Plan for a Remanufacturing Cell." *Computers & Industrial Engineering* 48 (3) (May): 657–677. doi:10.1016/j.cie.2003.03.007. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360835204002086>.

Alfaro, Miguel D., and Juan M. Sepulveda. 2006. "Chaotic Behavior in Manufacturing Systems." *International Journal of Production Economics* 101 (1) (May): 150–158. doi:10.1016/j.ijpe.2005.05.012. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0925527305001404>.

Altioik, Tayfur, and Benjamin Melamed. 2001. "The Case for Modeling Correlation in Manufacturing Systems." *IEE Transactions* 33 (9): 779–791.

Amiri, Maghsoud, and Ali Mohtashami. 2011. "Buffer Allocation in Unreliable Production Lines Based on Design of Experiments, Simulation, and Genetic Algorithm." *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 62 (1-4) (December 8): 371–383. doi:10.1007/s00170-011-3802-8. <http://www.springerlink.com/index/10.1007/s00170-011-3802-8>.

Andriansyah, R., T. Van Woensel, F.R.B. Cruz, and L. Duczmal. 2010. "Performance Optimization of Open Zero-buffer Multi-server Queueing Networks." *Computers & Operations Research* 37 (8) (August): 1472–1487. doi:10.1016/j.cor.2009.11.004. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0305054809002913>.

Baines, T.S., R. Asch, L. Hadfield, J.P. Mason, S. Fletcher, and J.M. Kay. 2005. "Towards a Theoretical Framework for Human Performance Modelling Within Manufacturing Systems Design." *Simulation Modelling Practice and Theory* 13 (6) (September): 486–504. doi:10.1016/j.simpat.2005.01.003. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1569190X05000158>.

Baines, Tim, Stephen Mason, Peer-Olaf Siebers, and John Ladbrook. 2004. "Humans: The Missing Link in Manufacturing Simulation?" *Simulation Modelling Practice and Theory* 12 (7-8) (November): 515–526. doi:10.1016/S1569-190X(03)00094-7. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1569190X03000947>.

Bak, P. 1995. "Complexity, Contingency, and Criticality." *Proceedings of the National Academy of Sciences* 92 (15) (July 18): 6689–6696. doi:10.1073/pnas.92.15.6689. <http://www.pnas.org/cgi/doi/10.1073/pnas.92.15.6689>.

Bak, Per, Chao Tang, and Kurt Wiesenfeld. 1987. "Self-organized Criticality: An Explanation of the 1/f Noise." *Physical Review Letters* 59 (4) (July): 381–384. doi:10.1103/PhysRevLett.59.381. <http://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevLett.59.381>.

Balci, O. 1998. "Verification, Validation and Testing." In *Handbook of Simulation: Principles, Advances, Applications, and Practice*, 335–393. Wiley and Sons.

- Balcioglu, Barış, David L. Jagerman, and Tayfur Altıok. 2007. "Approximate Mean Waiting Time in a GI / D / 1 Queue with Autocorrelated Times to Failures." *IIE Transactions* 39 (10) (July 30): 985–996. doi:10.1080/07408170701275343. <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/07408170701275343>.
- Balcioglu, Barış, David L. Jagerman, and Tayfur Altıok. 2008. "Merging and Splitting Autocorrelated Arrival Processes and Impact on Queueing Performance." *Performance Evaluation* 65 (9) (August): 653–669. doi:10.1016/j.peva.2008.02.003. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0166531608000151>.
- Bangsow, Steffen, ed. 2012. *Use Cases of Discrete Event Simulation*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. doi:10.1007/978-3-642-28777-0. <http://www.springerlink.com/index/10.1007/978-3-642-28777-0>.
- Banks, Jerry, Jhon S. Carson, Barry L. Nelson, and David M. Nicol. 2010. *Discrete-Event System Simulation*. Pearson.
- Banks, Jerry, and Randall R. Gibson. 1997. "Don't Simulate When... 10 Rules for Determining When Simulation Is Not Appropriate." *IIE Solutions September*.
- Bause, Falko, Peter Buchholz, and Jan Krieger. 2009. "A Comparison of Markovian Arrival and ARMA/ARTA Processes for the Modeling of Correlated Input Processes." In *Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference (WSC)*, 634–645. IEEE. doi:10.1109/WSC.2009.5429563. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5429563>.
- Bendoly, E, K Donohue, and K Schultz. 2006. "Behavior in Operations Management: Assessing Recent Findings and Revisiting Old Assumptions." *Journal of Operations Management* 24 (6) (December): 737–752. doi:10.1016/j.jom.2005.10.001. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0272696305001579>.
- Bendoly, Elliot, Rachel Croson, Paulo Goncalves, and Kenneth Schultz. 2010. "Bodies of Knowledge for Research in Behavioral Operations." *Production and Operations Management* 19 (4) (December 22): 434–452. doi:10.1111/j.1937-5956.2009.01108.x. <http://doi.wiley.com/10.1111/j.1937-5956.2009.01108.x>.
- Beran, J., R. Sherman, M.S. Taqqu, and W. Willinger. 1995. "Long-range Dependence in Variable-bit-rate Video Traffic." *IEEE Transactions on Communications* 43 (2): 1566–1579. doi:10.1109/26.380206. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=380206>.
- Berthaut, F., A. Gharbi, J.-P. Kenné, and J.-F. Boulet. 2010. "Improved Joint Preventive Maintenance and Hedging Point Policy." *International Journal of Production Economics* 127 (1) (September): 60–72. doi:10.1016/j.ijpe.2010.04.030. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2010.04.030>.
- Bhattacharya, R. N., Vijay K. Gupta, and Ed Waymire. 1983. "The Hurst Effect Under Trends." *Journal of Applied Probability* 20 (3) (September): 649. doi:10.2307/3213900. <http://www.jstor.org/stable/3213900?origin=crossref>.
- Biller, B. 2009. "Copula-Based Multivariate Input Models for Stochastic Simulation." *Operations Research* 57 (4) (June 3): 878–892. doi:10.1287/opre.1080.0669. <http://or.journal.informs.org/cgi/doi/10.1287/opre.1080.0669>.
- Biller, B., and S. Ghosh. 2004. "Dependence Modeling for Stochastic Simulation." In *Proceedings of the 2004 Winter Simulation Conference, 2004.*, 1:147–155. IEEE. doi:10.1109/WSC.2004.1371312. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=1371312>.

- Billar, Bahar, and Canan Gunes. 2010a. "Introduction to Simulation Input Modeling." In *Proceedings of the 2010 Winter Simulation Conference*, 49–58. IEEE. doi:10.1109/WSC.2010.5679176. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5679176>.
- . 2010b. "Capturing Parameter Uncertainty in Simulations with Correlated Inputs." In *Proceedings of the 2010 Winter Simulation Conference*, 1167–1177. IEEE. doi:10.1109/WSC.2010.5679073. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5679073>.
- Billar, Bahar, and B.L. Nelson. 2002. "Answers to the Top Ten Input Modeling Questions." In *Proceedings of the Winter Simulation Conference*, 1:35–40. IEEE. doi:10.1109/WSC.2002.1172865. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=1172865>.
- Billar, Bahar, and Barry L. Nelson. 2005. "Fitting Time-Series Input Processes for Simulation." *Operations Research* 53 (3) (May): 549–559. doi:10.1287/opre.1040.0190. <http://or.journal.informs.org/cgi/doi/10.1287/opre.1040.0190>.
- Bley, H, G Reinhart, G Seliger, M Bernardi, and T Korne. 2004. "Appropriate Human Involvement in Assembly and Disassembly." *CIRP Annals - Manufacturing Technology* 53 (2): 487–509. doi:10.1016/S0007-8506(07)60026-2. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0007850607600262>.
- Bonvik, A. M., C.E. Couch, and S.B. Gershwin. 1997. "A Comparison of Production-line Control Mechanisms." *International Journal of Production Research* 35 (3) (March): 789–804. doi:10.1080/002075497195713. <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/002075497195713>.
- Box, G.E.P., and G.M. Jenkins. 1976. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. San Francisco, CA.: Holden-Day Inc.
- Boxma, O.J., A.H.G. Rinnooy Kan, and M. van Vliet. 1990. "Machine Allocation Problems in Manufacturing Networks." *European Journal of Operational Research* 45 (1) (March): 47–54. doi:10.1016/0377-2217(90)90155-5. [http://dx.doi.org/10.1016/0377-2217\(90\)90155-5](http://dx.doi.org/10.1016/0377-2217(90)90155-5).
- Burbidge, John L. 1968. *The Principles of Production Control*. Macdonald & Evans.
- . 1990. "Production Control: a Universal Conceptual Framework." *Production Planning & Control* 1 (1) (January): 3–16. doi:10.1080/09537289008919289. <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/09537289008919289>.
- Cario, M. C., and B. L. Nelson. 1998. "Numerical Methods for Fitting and Simulating Autoregressive-to-Anything Processes." *INFORMS Journal on Computing* 10 (1) (January 1): 72–81. doi:10.1287/ijoc.10.1.72. <http://joc.journal.informs.org/cgi/doi/10.1287/ijoc.10.1.72>.
- Cario, Marne C., and Barry L. Nelson. 1996. "Autoregressive to Anything: Time-series Input Processes for Simulation." *Operations Research Letters* 19 (2) (August): 51–58. doi:10.1016/0167-6377(96)00017-X. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/016763779600017X>.
- Cesar, Flavio, Faria Fernandes, and Moacir Godinho Filho. 2011. "Production Control Systems : Literature Review , Classification , and Insights Regarding Practical Application." *African Journal of Business Management* 5 (14): 5573–5582. doi:10.5897/AJBM11.184.
- Cheng, Russell. 2011. "Using Pearson Type IV and Other Cinderella Distributions in Simulation." In *Proceedings of the 2011 Winter Simulation Conference (WSC)*, 457–468. IEEE. doi:10.1109/WSC.2011.6147775. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6147775>.

- Chow, WM. 1987. "Buffer Capacity Analysis For Sequential Production Lines With Variable Process Times." *International Journal of Production Economics* 25 (8): 1183–1196.  
[http://apps.webofknowledge.com/full\\_record.do?product=UA&search\\_mode=GeneralSearch&qid=6&SID=X2HlnHeLdOm@p7174E8&page=1&doc=1](http://apps.webofknowledge.com/full_record.do?product=UA&search_mode=GeneralSearch&qid=6&SID=X2HlnHeLdOm@p7174E8&page=1&doc=1).
- Chwif, L., M.R.P. Barretto, and R.J. Paul. 2000. "On Simulation Model Complexity." In *2000 Winter Simulation Conference Proceedings (Cat. No.00CH37165)*, 1:449–455. IEEE. doi:10.1109/WSC.2000.899751.  
<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=899751>.
- Clark, Robin, and David Krahl. 2011. "Roadmap to Success: Your First Simulation Model." In *Proceedings of the 2011 Winter Simulation Conference (WSC)*, 1465–1475. IEEE. doi:10.1109/WSC.2011.6147865.  
<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6147865>.
- Clegg, Richard, and Maurice Dodson. 2005. "Markov Chain-based Method for Generating Long-range Dependence." *Physical Review E* 72 (2) (August): 026118. doi:10.1103/PhysRevE.72.026118.  
<http://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevE.72.026118>.
- Clegg, Richard G., Carla Di Cairano-Gilfedder, and Shi Zhou. 2010. "A Critical Look at Power Law Modelling of the Internet." *Computer Communications* 33 (3) (February): 259–268.  
doi:10.1016/j.comcom.2009.09.009. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0140366409002540>.
- Clymer, Jhon R. 2009. *Simulation-Based Engineering of Complex Systems*.
- Conway, R., W. Maxwell, J. O. McClain, and L. J. Thomas. 1988. "The Role of Work-in-Process Inventory in Serial Production Lines." *Operations Research* 36 (2) (March 1): 229–241. doi:10.1287/opre.36.2.229.  
<http://or.journal.informs.org/cgi/doi/10.1287/opre.36.2.229>.
- Crespo Pereira, Diego, David del Rio Vilas, Nadia Rego Monteil, and Rosa Rios Prado. 2012. "Simulation and Highly Variable Environments: A Case Study in a Natural Roofing Slates Manufacturing Plant." In *Use Cases of Discrete Event Simulation*, 147–178.
- Cruz, F.R.B., T. Van Woensel, and J. MacGregor Smith. 2010. "Buffer and Throughput Trade-offs in M/G/1/K Queueing Networks: A Bi-criteria Approach." *International Journal of Production Economics* 125 (2) (June): 224–234. doi:10.1016/j.ijpe.2010.02.017.  
<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0925527310000836>.
- Dahl, Travis A., and Thomas R. Willemain. 2001. "The Effect of Long-memory Arrivals on Queue Performance." *Operations Research Letters* 29 (3) (October): 123–127. doi:10.1016/S0167-6377(01)00090-6.  
<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0167637701000906>.
- Dallery, Yves, and George Liberopoulos. 2000. "Extended Kanban Control System: Combining Kanban and Base Stock." *IIE Transactions* 32 (4) (April): 369–386. doi:10.1080/07408170008963914.  
[http://apps.webofknowledge.com/full\\_record.do?product=UA&search\\_mode=GeneralSearch&qid=3&SID=S1kfAE3KJaacKcahgKE&page=1&doc=2](http://apps.webofknowledge.com/full_record.do?product=UA&search_mode=GeneralSearch&qid=3&SID=S1kfAE3KJaacKcahgKE&page=1&doc=2).
- Delbridge, R., J. Lowe, and N. Oliver. 2000. "Shop-floor Responsibilities Under Lean Team Working." *Human Relations* 53 (11): 1459–1479. doi:10.1177/00187267005311003.
- Demir, Leyla, Semra Tunali, and Deniz Tursel Eliyi. 2012. "The State of the Art on Buffer Allocation Problem: a Comprehensive Survey." *Journal of Intelligent Manufacturing* (156) (September 2).  
doi:10.1007/s10845-012-0687-9. <http://www.springerlink.com/index/10.1007/s10845-012-0687-9>.
- Demir, Leyla, Semra Tunali, and Deniz Tursel Eliyi. 2012. "An Adaptive Tabu Search Approach for Buffer Allocation Problem in Unreliable Non-homogenous Production Lines." *Computers & Operations*

- Research* 39 (7) (July): 1477–1486. doi:10.1016/j.cor.2011.08.019.  
<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0305054811002516>.
- Diamantidis, A. C., and C. T. Papadopoulos. 2004. "A Dynamic Programming Algorithm for the Buffer Allocation Problem in Homogeneous Asymptotically Reliable Serial Production Lines." *Mathematical Problems in Engineering* 2004 (3): 209–223. doi:10.1155/S1024123X04402014.  
<http://www.hindawi.com/journals/mpe/2004/259834.abs.html>.
- Doerr, Kenneth H., and Antonio Arreola-Risa. 2000. "A Worker-based Approach for Modeling Variability in Task Completion Times." *IIE Transactions* 32 (7) (July): 625–636. doi:10.1080/07408170008967421.  
<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/07408170008967421>.
- Dolgui, A, A Eremeev, A Kolokolov, and V Sigaev. 2002. "A Genetic Algorithm for the Allocation of Buffer Storage Capacities in a Production Line with Unreliable Machines." *Journal of Mathematical Modelling and Algorithms* 1 (2): 89–104.
- Dolgui, Alexandre, Anton V. Eremeev, and Viatcheslav S. Sigaev. 2007. "HBBA: Hybrid Algorithm for Buffer Allocation in Tandem Production Lines." *Journal of Intelligent Manufacturing* 18 (3) (July 3): 411–420. doi:10.1007/s10845-007-0030-z. <http://www.springerlink.com/index/10.1007/s10845-007-0030-z>.
- DONOHUE, KAREN L., WALLACE J. HOPP, and MARK L. SPEARMAN. 2002. "Optimal Design of Stochastic Production Lines: a Dynamic Programming Approach." *IIE Transactions* 34 (10) (October): 891–903. doi:10.1080/07408170208928920.  
[http://apps.webofknowledge.com/full\\_record.do?product=UA&search\\_mode=CitingArticles&qid=4&SID=Z2p3aD9lCdal7laFBmD&page=1&doc=3&cacheurlFromRightClick=no](http://apps.webofknowledge.com/full_record.do?product=UA&search_mode=CitingArticles&qid=4&SID=Z2p3aD9lCdal7laFBmD&page=1&doc=3&cacheurlFromRightClick=no).
- Duffy, D.E., A.A. McIntosh, M. Rosenstein, and W. Willinger. 1994. "Statistical Analysis of CCSN/SS7 Traffic Data from Working CCS Subnetworks." *IEEE Journal on Selected Areas in Communications* 12 (3) (April): 544–551. doi:10.1109/49.285297.  
<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=285297>.
- Enginarlar, Emre, Jingshan Li, Semyon M. Meerkov, and Rachel Q. Zhang. 2002. "Buffer Capacity for Accommodating Machine Downtime in Serial Production Lines." *International Journal of Production Research* 40 (3) (January): 601–624. doi:10.1080/00207540110091703.  
<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207540110091703>.
- Ericsson, K Anders, and Herbert A Simon. 1984. *Protocol Analysis : Verbal Reports as Data*. MIT Press.
- Fowler, H.J., and W.E. Leland. 1991. "Local Area Network Characteristics, with Implications for Broadband Network Congestion Management." *IEEE Journal on Selected Areas in Communications* 9 (7): 1139–1149. doi:10.1109/49.103559.  
<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=103559>.
- Framinan, Jose M., Pedro L. González, and Rafael Ruiz-Usano. 2003. "The CONWIP Production Control System: Review and Research Issues." *Production Planning & Control* 14 (3) (April): 255–265. doi:10.1080/0953728031000102595.  
[http://apps.webofknowledge.com/full\\_record.do?product=UA&search\\_mode=Refine&qid=2&SID=Y2f1ApM@4fJMhp1iBID&page=1&doc=30&cacheurlFromRightClick=no](http://apps.webofknowledge.com/full_record.do?product=UA&search_mode=Refine&qid=2&SID=Y2f1ApM@4fJMhp1iBID&page=1&doc=30&cacheurlFromRightClick=no).
- Germes, R., and J. Riezebos. 2010. "Workload Balancing Capability of Pull Systems in MTO Production." *International Journal of Production Research* 48 (8) (April 15): 2345–2360. doi:10.1080/00207540902814314.  
<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207540902814314>.

- Gershwin, SB, and JE Schor. 2000. "Efficient Algorithms for Buffer Space Allocation." *Annals of Operations Research* 93: 117–144. doi:10.1023/A:1018988226612.  
[http://apps.webofknowledge.com/full\\_record.do?product=UA&search\\_mode=GeneralSearch&qid=3&SID=X2HlnHeLdOm@p7174E8&page=1&doc=1](http://apps.webofknowledge.com/full_record.do?product=UA&search_mode=GeneralSearch&qid=3&SID=X2HlnHeLdOm@p7174E8&page=1&doc=1).
- Govil, Manish K., and Michael C. Fu. 1999. "Queueing Theory in Manufacturing: A Survey." *Journal of Manufacturing Systems* 18 (3) (January): 214–240. doi:10.1016/S0278-6125(99)80033-8.  
[http://apps.webofknowledge.com/full\\_record.do?product=UA&search\\_mode=GeneralSearch&qid=1&SID=X2HMD74@EhENAaC74Bb&page=1&doc=3&cacheurlFromRightClick=no](http://apps.webofknowledge.com/full_record.do?product=UA&search_mode=GeneralSearch&qid=1&SID=X2HMD74@EhENAaC74Bb&page=1&doc=3&cacheurlFromRightClick=no).
- Granger, C. W. J., and Roselyne Joyeux. 1981. "An Introduction to Long-memory Time Series Models and Fractional Differencing." In *Essays in Econometrics*, ed. Eric Ghysels, Norman R. Swanson, and Mark W. Watson, 321–337. Cambridge, MA, USA: Harvard University Press.
- Grossglauser, M., and J.-C. Bolot. 1999. "On the Relevance of Long-range Dependence in Network Traffic." *IEEE/ACM Transactions on Networking* 7 (5): 629–640. doi:10.1109/90.803379.  
<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=803379>.
- Gstettner, S., and H. Kuhn. 1996. "Analysis of Production Control Systems Kanban and CONWIP." *International Journal of Production Research* 34 (11) (November): 3253–3273. doi:10.1080/00207549608905087.  
<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207549608905087>.
- Hae-Duck, Joshua Jeong. 2009. "Steady-State Simulation of Long-Range Dependent Queuing Processes." *Journal of the Korean Physical Society* 55 (52) (November 14): 2258. doi:10.3938/jkps.55.2258.  
[http://www.kps.or.kr/jkps/abstract\\_view.asp?articleid=75A4AD9A-F7AF-47FC-986D-A4012357F527](http://www.kps.or.kr/jkps/abstract_view.asp?articleid=75A4AD9A-F7AF-47FC-986D-A4012357F527).
- Harris, John H., and Stephen G. Powell. 1999. "An Algorithm for Optimal Buffer Placement in Reliable Serial Lines." *IIE Transactions* 31 (4) (April): 287–302. doi:10.1080/07408179908969834.  
[http://apps.webofknowledge.com/full\\_record.do?product=UA&search\\_mode=Refine&qid=17&SID=X2HMD74@EhENAaC74Bb&page=1&doc=4&cacheurlFromRightClick=no](http://apps.webofknowledge.com/full_record.do?product=UA&search_mode=Refine&qid=17&SID=X2HMD74@EhENAaC74Bb&page=1&doc=4&cacheurlFromRightClick=no).
- Hejn Nielsen, Erland. 2007. "Autocorrelation in Queuing Network-type Production systems—Revisited." *International Journal of Production Economics* 110 (1-2) (October): 138–146.  
 doi:10.1016/j.ijpe.2007.02.014. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0925527307000874>.
- Heyman, Daniel P. 2000. "Performance Implications of Very Large Service-time Variances." *Performance Evaluation* 40 (1-3) (March): 47–70. doi:10.1016/S0166-5316(99)00069-3.  
<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0166531699000693>.
- Hillier, F.S., and R.W. Boling. 1966. "The Effect of Some Design Factors on the Efficiency of Production Lines with Variable Operation Times." *Journal of Industrial Engineering* 27: 351–358.
- Hillier, Frederick S., and Kut C. So. 1989. "The Assignment of Extra Servers to Stations in Tandem Queueing Systems with Small or No Buffers." *Performance Evaluation* 10 (3) (December): 219–231.  
 doi:10.1016/0166-5316(89)90012-6. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/0166531689900126>.
- . 1995. "On the Optimal Design of Tandem Queueing Systems with Finite Buffers." *Queueing Systems* 21 (3-4) (September): 245–266. doi:10.1007/BF01149164.  
<http://www.springerlink.com/index/10.1007/BF01149164>.
- Hillier, Mark S., and Frederick S. Hillier. 2006. "Simultaneous Optimization of Work and Buffer Space in Unpaced Production Lines with Random Processing Times." *IIE Transactions* 38 (1) (January): 39–51.  
 doi:10.1080/07408170500208289.  
<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/07408170500208289>.



- Hipel, Keith William, and Angus Ian McLeod. 1978. "Preservation of the Rescaled Adjusted Range: 3. Fractional Gaussian Noise Algorithms." *Water Resources Research* 14 (3): 517. doi:10.1029/WR014i003p00517. <http://www.agu.org/pubs/crossref/1978/WR014i003p00517.shtml>.
- Hollocks, Brian W. 2001. "Discrete-event Simulation: An Inquiry into User Practice." *Simulation Practice and Theory* 8 (6-7) (March): 451–471. doi:10.1016/S0928-4869(01)00028-3. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0928486901000283>.
- Horvath, A., and M. Telek. 2002. "Markovian Modeling of Real Data Traffic: Heuristic Phase Type and MAP Fitting of Heavy Tailed and Fractal Like Samples." In *In Performance*, ed. M. C. Calzarossa and S. Tucci, 405–434. Springer.
- Hosking, J. R. M. 1981. "Fractional Differencing." *Biometrika* 68 (1): 165–176. doi:10.1093/biomet/68.1.165. <http://biomet.oxfordjournals.org/cgi/doi/10.1093/biomet/68.1.165>.
- Hurst, H. E. 1951. "Long-term Storage Capacity of Reservoirs." *Transactions of the American Society of Civil Engineers* 116: 770–808.
- Jagerman, D.L., and B. Melamed. 1995. "Bidirectional Estimation and Confidence Regions for TES Processes." In *MASCOTS '95. Proceedings of the Third International Workshop on Modeling, Analysis, and Simulation of Computer and Telecommunication Systems*, 94–98. IEEE Comput. Soc. Press. doi:10.1109/MASCOT.1995.378703. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=378703>.
- Jahangirian, Mohsen, Tillal Eldabi, Aisha Naseer, Lampros K. Stergioulas, and Terry Young. 2010. "Simulation in Manufacturing and Business: A Review." *European Journal of Operational Research* 203 (1) (May): 1–13. doi:10.1016/j.ejor.2009.06.004. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0377221709004263>.
- Jelenkovic, P.R., A.A. Laznr, and N. Semret. 1997. "The Effect of Multiple Time Scales and Subexponentiality in MPEG Video Streams on Queueing Behavior." *IEEE Journal on Selected Areas in Communications* 15 (6): 1052–1071. doi:10.1109/49.611159. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=611159>.
- Jelenkovic, P.R., and B. Melamed. 1995. "Algorithmic Modeling of TES Processes." *IEEE Transactions on Automatic Control* 40 (7) (July): 1305–1312. doi:10.1109/9.400470. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=400470>.
- Johnson, N. L. 1949. "Systems of Frequency Curves Generated by Methods of Translation." *Biometrika* 36: 149–176.
- Kadipasaoglu, Sukran N, Wenuang Xiang, Simon F Hurley, and Basheer M Khumawala. 2000. "A Study on the Effect of the Extent and Location of Protective Capacity in Flow Systems." *International Journal of Production Economics* 63 (3) (January): 217–228. doi:10.1016/S0925-5273(99)00020-1. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0925527399000201>.
- Kazmierczak, Karolina, and W Patrick Neumann. 2007. "A Case Study of Serial-Flow Car Disassembly : Ergonomics , Productivity and Potential System." *Human Factors and Ergonomics in Manufacturing* 17 (4): 331–351. doi:10.1002/hfm.
- Kerbachea, Laoucine, and J. MacGregor Smith. 1987. "The Generalized Expansion Method for Open Finite Queueing Networks." *European Journal of Operational Research* 32 (3) (December): 448–461. doi:10.1016/S0377-2217(87)80012-7. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0377221787800127>.

- Koutsoyiannis, Demetris. 2002. "The Hurst Phenomenon and Fractional Gaussian Noise Made Easy." *Hydrological Sciences Journal* 47 (4) (August): 573–595. doi:10.1080/02626660209492961. <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/02626660209492961>.
- Krishnan, K. R. 1996. "A New Class of Performance Results for a Fractional Brownian Traffic Model." *Queueing Systems* 22 (3-4): 277–285. doi:10.1007/BF01149175. <http://www.springerlink.com/index/10.1007/BF01149175>.
- Kuhl, Michael E, Emily K. Lada, Mary Ann Wagner, Julie S Ivy, Natalie M Steiger, and James R Wilson. 2009. "Introduction to Modeling and Generating Probabilistic Input Processes for Simulation." In *Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference (WSC)*, 184–202. IEEE. doi:10.1109/WSC.2009.5429329. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5429329>.
- Kumar, Sameer, and Daniel A. Nottestad. 2006. "Capacity Design: An Application Using Discrete-event Simulation and Designed Experiments." *IIE Transactions* 38 (9) (September): 729–736. doi:10.1080/07408170600754224. <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/07408170600754224>.
- Lage Junior, Muris, and Moacir Godinho Filho. 2010. "Variations of the Kanban System: Literature Review and Classification." *International Journal of Production Economics* 125 (1) (May): 13–21. doi:10.1016/j.ijpe.2010.01.009. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2010.01.009>.
- Lavoie, P., A. Gharbi, and J.-P. Kenné. 2010. "A Comparative Study of Pull Control Mechanisms for Unreliable Homogenous Transfer Lines." *International Journal of Production Economics* 124 (1) (March): 241–251. doi:10.1016/j.ijpe.2009.11.022. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0925527309004253>.
- Law, A. M. 1991. "Simulation-Models Level Of Detail Determines Effectiveness." *Industral Engineering* 23 (10): 16–18.
- . 2007. *Simulation Modeling and Analysis*. 4th Editio. New York: McGraw-Hill.
- Law, Averill M. 2011. "How to Select Simulation Input Probability Distributions." In *Proceedings of the 2011 Winter Simulation Conference (WSC)*, 1389–1402. IEEE. doi:10.1109/WSC.2011.6147859. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6147859>.
- Lee, Shine-Der, and Siu-Hwa Ho. 2002. "Buffer Sizing in Manufacturing Production Systems with Complex Routings." *International Journal of Computer Integrated Manufacturing* 15 (5) (January): 440–452. doi:10.1080/09511920110118786. <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/09511920110118786>.
- Li, Ming. 2010. "Generation of Teletraffic of Generalized Cauchy Type." *Physica Scripta* 81 (2) (February 29): 025007. doi:10.1088/0031-8949/81/02/025007. <http://stacks.iop.org/1402-4896/81/i=2/a=025007?key=crossref.bbf3a1c74a85bf8a84fc0ad5f2a43d46>.
- Li, Ming, and S.C. Lim. 2008. "Modeling Network Traffic Using Generalized Cauchy Process." *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications* 387 (11) (April): 2584–2594. doi:10.1016/j.physa.2008.01.026. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378437108000423>.
- Liberopoulos, G, and Y Dallery. 2000. "A Unified Framework for Pull Control Mechanisms in Multi-stage Manufacturing Systems." *Annals of Operations Research* 93: 325–355. doi:10.1023/A:1018980024795. [http://apps.webofknowledge.com/full\\_record.do?product=UA&search\\_mode=GeneralSearch&qid=1&SID=Q2cLB4g81PNI9loKcLK&page=1&doc=1](http://apps.webofknowledge.com/full_record.do?product=UA&search_mode=GeneralSearch&qid=1&SID=Q2cLB4g81PNI9loKcLK&page=1&doc=1).

- Livny, Miron, Benjamin Melamed, and Athanassios K. Tsiolis. 1993. "The Impact of Autocorrelation on Queuing Systems." *Management Science* 39 (3): 322–339.
- Lödging, H., K.-W. Yu, and H.-P. Wiendahl. 2003. "Decentralized WIP-oriented Manufacturing Control (DEWIP)." *Production Planning & Control* 14 (1) (January): 42–54. doi:10.1080/0953728021000078701. <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/0953728021000078701>.
- Lucantoni, David M., Kathleen S. Meier-Hellstern, and Marcel F. Neuts. 1990. "A Single-Server Queue with Server Vacations and a Class of Non-Renewal Arrival Processes." *Advances in Applied Probability* 22 (3): 676–705.
- Lusa, Amaia. 2008. "A Survey of the Literature on the Multiple or Parallel Assembly Line Balancing Problem." *European J. of Industrial Engineering* 2 (1): 50. doi:10.1504/EJIE.2008.016329. [http://apps.webofknowledge.com/full\\_record.do?product=UA&search\\_mode=Refine&qid=9&SID=R1k0ao2j3nbCHDLcc7h&page=1&doc=5&cacheurlFromRightClick=no](http://apps.webofknowledge.com/full_record.do?product=UA&search_mode=Refine&qid=9&SID=R1k0ao2j3nbCHDLcc7h&page=1&doc=5&cacheurlFromRightClick=no).
- Luxhoj, James T, and Huan-jyh Shyur. 1995. "Reliability Curve Fitting for Aging Helicopter Components." *Reliability Engineering & System Safety* 48 (3) (January): 229–234. doi:10.1016/0951-8320(95)00018-W. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/095183209500018W>.
- Machuca, Jose a.D., Barbara Flynn, and Michiya Morita. 2011. "Towards High Performance Manufacturing." *International Journal of Production Economics* 133 (2) (October): 487–488. doi:10.1016/j.ijpe.2011.06.009. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0925527311002751>.
- Mandelbrot, B. B., and J.W. Van Ness. 1968. "Fractional Brownian Motions, Fractional Noises and Applications." *SIAM Reviews* 10: 422–437.
- McHaney, R., Doug White, and George E Heilman. 2002. "Simulation Project Success and Failure: Survey Findings." *Simulation & Gaming* 33 (1) (March 1): 49–66. doi:10.1177/1046878102033001003. <http://sag.sagepub.com/cgi/doi/10.1177/1046878102033001003>.
- Melamed, B. 1991. "TES: A Class of Methods for Generating Autocorrelated Uniform Variates." *INFORMS Journal on Computing* 3 (4) (January 1): 317–329. doi:10.1287/ijoc.3.4.317. <http://joc.journal.informs.org/cgi/doi/10.1287/ijoc.3.4.317>.
- Melamed, B., and J. R. Hill. 1995. "A Survey of TES Modeling Applications." *SIMULATION* 64 (6) (June 1): 353–370. doi:10.1177/003754979506400602. <http://sim.sagepub.com/cgi/doi/10.1177/003754979506400602>.
- Melamed, Benjamin, Jon R. Hill, and David Goldsman. 1992. "The TES Methodology." In *Proceedings of the 24th Conference on Winter Simulation - WSC '92*, 135–144. New York, New York, USA: ACM Press. doi:10.1145/167293.167319. <http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=167293.167319>.
- Mertens, K., I. Vaesen, J. Löffel, B. Kemps, B. Kamers, J. Zoons, P. Darius, E. Decuypere, J. De Baerdemaeker, and B. De Ketelaere. 2009. "An Intelligent Control Chart for Monitoring of Autocorrelated Egg Production Process Data Based on a Synergistic Control Strategy." *Computers and Electronics in Agriculture* 69 (1) (November): 100–111. doi:10.1016/j.compag.2009.07.012. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0168169909001422>.
- Mesa, Oscar J., and German Poveda. 1993. "The Hurst Effect: The Scale of Fluctuation Approach." *Water Resources Research* 29 (12): 3995. doi:10.1029/93WR01686. <http://www.agu.org/pubs/crossref/1993/93WR01686.shtml>.

- Mielke, Roland R. 2010. "Statistical Concepts for Discrete Events Simulation." In *Modeling and Simulation Fundamentals*, 25–56. Wiley and Sons.
- Nahas, Nabil, Daoud Ait-Kadi, and Mustapha Nourelfath. 2006. "A New Approach for Buffer Allocation in Unreliable Production Lines." *International Journal of Production Economics* 103 (2) (October): 873–881. doi:10.1016/j.ijpe.2006.02.011. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2006.02.011>.
- Nahas, Nabil, Mustapha Nourelfath, and Daoud Ait-Kadi. 2009. "Selecting Machines and Buffers in Unreliable Series-parallel Production Lines." *International Journal of Production Research* 47 (14) (July 15): 3741–3774. doi:10.1080/00207540701806883. <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207540701806883>.
- Neidhardt, Arnold L., and Jonathan L. Wang. 1998. "The Concept of Relevant Time Scales and Its Application to Queuing Analysis of Self-similar Traffic (or Is Hurst Naughty or Nice?)." In *Proceedings of the 1998 ACM SIGMETRICS Joint International Conference on Measurement and Modeling of Computer Systems - SIGMETRICS '98/PERFORMANCE '98*, 222–232. New York, New York, USA: ACM Press. doi:10.1145/277851.277923. <http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=277851.277923>.
- Neumann, W.P., J. Winkel, L. Medbo, R. Magneberg, and S.E. Mathiassen. 2006. "Production System Design Elements Influencing Productivity and Ergonomics: A Case Study of Parallel and Serial Flow Strategies." *International Journal of Operations & Production Management* 26 (8): 904–923. doi:10.1108/01443570610678666. <http://www.emeraldinsight.com/10.1108/01443570610678666>.
- New, S. J. 2007. "Celebrating the Enigma: The Continuing Puzzle of the Toyota Production System." *International Journal of Production Research* 45 (16) (August 15): 3545–3554. doi:10.1080/00207540701223386. <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207540701223386>.
- Niepcie, W., and E. Molleman. 1998. "Work Design Issues in Lean Production from a Sociotechnical Systems Perspective: Neo-taylorism or the Next Step in Sociotechnical Design?" *Human Relations* 51 (3): 259–287.
- Norros, Ilkka. 1994. "A Storage Model with Self-similar Input." *Queueing Systems* 16 (3-4) (September): 387–396. doi:10.1007/BF01158964. <http://www.springerlink.com/index/10.1007/BF01158964>.
- O’Kane, J.F, J.R Spenceley, and R Taylor. 2000. "Simulation as an Essential Tool for Advanced Manufacturing Technology Problems." *Journal of Materials Processing Technology* 107 (1-3) (November): 412–424. doi:10.1016/S0924-0136(00)00689-0. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0924013600006890>.
- Onggo, Stephan. 2012. "Data Identification and Collection Methodology in a Simulation Project." In *Proceedings of the Operational Research Society Simulation Workshop, 2012*:211–220. <http://eprints.lancs.ac.uk/id/eprint/53243>.
- Pannirselvam, G. 1999. "Operations Management Research: An Update for the 1990s." *Journal of Operations Management* 18 (1) (December): 95–112. doi:10.1016/S0272-6963(99)00009-1. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0272696399000091>.
- Papadopoulos, H.T., and C. Heavey. 1996. "Queueing Theory in Manufacturing Systems Analysis and Design: A Classification of Models for Production and Transfer Lines." *European Journal of Operational Research* 92 (1) (July): 1–27. doi:10.1016/0377-2217(95)00378-9. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/0377221795003789>.

- Papadopoulos, H.T., and M.I. Vidalis. 2001. "Minimizing WIP Inventory in Reliable Production Lines." *International Journal of Production Economics* 70 (2) (March): 185–197. doi:10.1016/S0925-5273(00)00056-6. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0925527300000566>.
- Papelis, Yiannis, and Poornima Madhavan. 2010. "Modeling Human Behavior." In *Modeling and Simulation Fundamentals*, 271–324.
- Park, T. 1993. "A Two-phase Heuristic Algorithm for Determining Buffer Sizes of Production Lines." *International Journal of Production Research* 31 (3) (March): 613–631. doi:10.1080/00207549308956747. <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207549308956747>.
- Paternina-Arboleda, Carlos D., and Tapas K. Das. 2001. "Intelligent Dynamic Control Policies for Serial Production Lines." *IIE Transactions* 33 (1) (January): 65–77. doi:10.1080/07408170108936807. <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/07408170108936807>.
- Patuwo, B. Eddy, Ralph L. Disney, and Donald C. McNickle. 1993. "The Effect of Correlated Arrivals on Queues." *IIE Transactions* 25 (3) (May): 105–110. doi:10.1080/07408179308964296. <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/07408179308964296>.
- Perera, T, and K Liyanage. 2000. "Methodology for Rapid Identification and Collection of Input Data in the Simulation of Manufacturing Systems." *Simulation Practice and Theory* 7 (7) (February): 645–656. doi:10.1016/S0928-4869(99)00020-8. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0928486999000208>.
- Pidd, M. 2003. *Tools for Thinking: Modelling in Management Science*. Chichester, UK: Wiley.
- Pidd, Michael, and Stewart Robinson. 2007. "Organising Insights into Simulation Practice." In *2007 Winter Simulation Conference*, 771–775. IEEE. doi:10.1109/WSC.2007.4419672. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4419672>.
- Powell, STEPHEN G., and DAVID F. Pyke. 1996. "Allocation of Buffers to Serial Production Lines with Bottlenecks." *IIE Transactions* 28 (1) (January): 18–29. doi:10.1080/07408179608966249. <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/07408179608966249>.
- Price, Wilson, Marc Gravel, and Aaron Luntala Nsakanda. 1994. "A Review of Optimisation Models of Kanban-based Production Systems." *European Journal of Operational Research* 75 (1) (May): 1–12. doi:10.1016/0377-2217(94)90182-1. [http://apps.webofknowledge.com/full\\_record.do?product=UA&search\\_mode=Refine&qid=2&SID=Y2f1ApM@4fJMhp1iBID&page=2&doc=60&cacheurlFromRightClick=no](http://apps.webofknowledge.com/full_record.do?product=UA&search_mode=Refine&qid=2&SID=Y2f1ApM@4fJMhp1iBID&page=2&doc=60&cacheurlFromRightClick=no).
- Qian, Hong. 2003. "Fractional Brownian Motion and Fractional Gaussian Noise." In *Processes with Long-Range Correlations: Theory and Applications - Lecture Notes in Physics*, 22–33. Bangalore, India.
- Rego Monteil, Nadia, Raquel Botana Lodeiros, Diego Crespo Pereira, David del Rio Vilas, and Rosa Rios Prado. 2012. "Modelling and Simulation of a Fish Processing Factory Ship." In *The 11th International Conference on Modeling and Applied Simulation*, 316–325.
- Rego, Nadia, Rio Vilas, Diego Crespo, and Rosa Rios. 2011. "A SIMULATION-BASED CAPACITY PLANNING MODEL : A CASE STUDY IN A CONTRACT FURNISHING SME." In *The 23rd European Modeling & Simulation Symposium*, 626–634.
- Resnick, S., and G. Samorodnitsky. 1997. "Performance Decay in a Single Server Exponential Queueing Model with Long Range Dependence." *Operations Research* 45 (2) (March 1): 235–243. doi:10.1287/opre.45.2.235. <http://or.journal.informs.org/cgi/doi/10.1287/opre.45.2.235>.

- Ribeiro, M.A., J.L. Silveira, and R.Y. Qassim. 2007. "Joint Optimisation of Maintenance and Buffer Size in a Manufacturing System." *European Journal of Operational Research* 176 (1) (January): 405–413. doi:10.1016/j.ejor.2005.08.007. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0377221705006612>.
- Ribeiro, V.J., R.H. Riedi, and R.G. Baraniuk. 2006. "Multiscale Queueing Analysis." *IEEE/ACM Transactions on Networking* 14 (5) (October): 1005–1018. doi:10.1109/TNET.2006.882987. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=1709953>.
- Riezebos, Jan. 2010. "Design of POLCA Material Control Systems." *International Journal of Production Research* 48 (5) (March): 1455–1477. doi:10.1080/00207540802570677. <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207540802570677>.
- Del Rio Vilas, David, Diego Crespo Pereira, Juan L. Crespo Mariño, and Alejandro Garcia del Valle. 2009. "Modelling and Simulation of a Natural Roofing Slates Manufacturing Plant." In *Proceedings of The International Workshop on Modelling and Applied Simulation*, 232–239.
- Rizk, Amr, and Markus Fidler. 2012. "Non-asymptotic End-to-end Performance Bounds for Networks with Long Range Dependent fBm Cross Traffic." *Computer Networks* 56 (1) (January): 127–141. doi:10.1016/j.comnet.2011.07.027. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1389128611003185>.
- Robinson, S. 2004. "Discrete-event Simulation: From the Pioneers to the Present, What Next?" *Journal of the Operational Research Society* 56 (6) (September 22): 619–629. doi:10.1057/palgrave.jors.2601864. <http://www.palgrave-journals.com/doi/abs/10.1057/palgrave.jors.2601864>.
- Robinson, Stewart. 2002. "General Concepts of Quality for Discrete-event Simulation." *European Journal of Operational Research* 138 (1) (April): 103–117. doi:10.1016/S0377-2217(01)00127-8. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0377221701001278>.
- . 2004. *Simulation : The Practice of Model*. Wiley and Sons.
- Sadowski, Deborah A. 2007. "Tips for Successful Practice of Simulation." In *2007 Winter Simulation Conference*, 107–112. IEEE. doi:10.1109/WSC.2007.4419593. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4419593>.
- Sanchez, Susan M., and Hong Wan. 2009. "Better Than a Petaflop: The Power of Efficient Experimental Design." In *Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference (WSC)*, 60–74. IEEE. doi:10.1109/WSC.2009.5429316. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5429316>.
- Saurin, Tarcisio Abreu, and Cléber Fabricio Ferreira. 2009. "The Impacts of Lean Production on Working Conditions: A Case Study of a Harvester Assembly Line in Brazil." *International Journal of Industrial Ergonomics* 39 (2) (March): 403–412. doi:10.1016/j.ergon.2008.08.003. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0169814108001352>.
- Schmeiser, B.W. 2001. "Some Myths and Common Errors in Simulation Experiments." In *Proceeding of the 2001 Winter Simulation Conference (Cat. No.01CH37304)*, 39–46. IEEE. doi:10.1109/WSC.2001.977244. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=977244>.
- Scholl, Armin, and Christian Becker. 2006. "State-of-the-art Exact and Heuristic Solution Procedures for Simple Assembly Line Balancing." *European Journal of Operational Research* 168 (3) (February): 666–693. doi:10.1016/j.ejor.2004.07.022. [http://apps.webofknowledge.com/full\\_record.do?product=UA&search\\_mode=Refine&qid=9&SID=R1k0ao2j3nbCHDLcc7h&page=1&doc=8](http://apps.webofknowledge.com/full_record.do?product=UA&search_mode=Refine&qid=9&SID=R1k0ao2j3nbCHDLcc7h&page=1&doc=8).

- Schomig, AK, and M Mittler. 1995. "Autocorrelation of Cycle Times in Semiconductor Manufacturing Systems." In *Proceedings of the 1995 Winter Simulation Conference*, 865–872.
- Schultz, K. L., T. Schoenherr, and D. Nembhard. 2009. "An Example and a Proposal Concerning the Correlation of Worker Processing Times in Parallel Tasks." *Management Science* 56 (1) (October): 176–191. doi:10.1287/mnsc.1090.1080. <http://mansci.journal.informs.org/cgi/doi/10.1287/mnsc.1090.1080>.
- Seong, D, SY Chang, and Y Hong. 2000. "An Algorithm for Buffer Allocation with Linear Resource Constraints in a Continuous-flow Unreliable Production Line." *Asia-Pacific Journal of Operational Research* 17 (2): 169–180. [http://apps.webofknowledge.com/full\\_record.do?product=UA&search\\_mode=GeneralSearch&qid=1&SID=Z2p15Bj3d6I9CN9MMg@&page=1&doc=1](http://apps.webofknowledge.com/full_record.do?product=UA&search_mode=GeneralSearch&qid=1&SID=Z2p15Bj3d6I9CN9MMg@&page=1&doc=1).
- Shafer, Scott M, and Timothy L Smunt. 2004. "Empirical Simulation Studies in Operations Management: Context, Trends, and Research Opportunities." *Journal of Operations Management* 22 (4) (August): 345–354. doi:10.1016/j.jom.2004.05.002. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0272696304000427>.
- Shannon, R.E. 1998. "Introduction to the Art and Science of Simulation." In *1998 Winter Simulation Conference. Proceedings (Cat. No.98CH36274)*, 1:7–14. IEEE. doi:10.1109/WSC.1998.744892. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=744892>.
- Shanthikumar, J George, Shengwei Ding, and Mike Tao Zhang. 2007. "Queueing Theory for Semiconductor Manufacturing Systems : A Survey and Open Problems." *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering* 4 (4): 513–522.
- Sharda, Bikram, and Scott J Bury. 2011. "Best Practices for Effective Application of Discrete Event Simulation in the Process Industries." In *Proceedings of the 2011 Winter Simulation Conference (WSC)*, 2315–2324. IEEE. doi:10.1109/WSC.2011.6147942. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6147942>.
- Shi, Chuan, and Stanley B. Gershwin. 2009. "An Efficient Buffer Design Algorithm for Production Line Profit Maximization." *International Journal of Production Economics* 122 (2) (December): 725–740. doi:10.1016/j.ijpe.2009.06.040. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0925527309002382>.
- Skoogh, A., and B. Johansson. 2007. "Time-consumption Analysis of Input Data Activities in Discrete Event Simulation Projects." In *Proceedings of the 2007 Swedish Production Symposium*. Gothenburg, Sweden.
- Skoogh, Anders, and Bjorn Johansson. 2008. "A Methodology for Input Data Management in Discrete Event Simulation Projects." In *2008 Winter Simulation Conference*, 1727–1735. IEEE. doi:10.1109/WSC.2008.4736259. <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4736259>.
- Smith, J, MacGregor, F.R.B. Cruz, and T. van Woensel. 2010. "Topological Network Design of General, Finite, Multi-server Queueing Networks." *European Journal of Operational Research* 201 (2) (March): 427–441. doi:10.1016/j.ejor.2009.03.012. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0377221709001489>.
- Smith, Jeffrey S. 2003. "Survey on the Use of Simulation for Manufacturing System Design and Operation." *Journal of Manufacturing Systems* 22 (2) (January): 157–171. doi:10.1016/S0278-6125(03)90013-6. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0278612503900136>.
- Smith, Macgregor J., and F. R. B. Cruz. 2005. "The Buffer Allocation Problem for General Finite Buffer Queueing Networks." *IIE Transactions* 37 (4) (February 23): 343–365.

doi:10.1080/07408170590916986.  
<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/07408170590916986>.

Sokolowski, Jhon A., and Catherine M. Banks. 2010. *Modeling and Simulation Fundamentals*.

Spearman, Mark, David Woodruff, and Wallace Hopp. 1990. "CONWIP: a Pull Alternative to Kanban." *International Journal of Production Research* 28 (5) (May 1): 879–894.  
doi:10.1080/00207549008942761.  
<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207549008942761>.

Staley, Dan R., and David S. Kim. 2012. "Experimental Results for the Allocation of Buffers in Closed Serial Production Lines." *International Journal of Production Economics* 137 (2) (June): 284–291.  
doi:10.1016/j.ijpe.2012.02.011. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0925527312000692>.

Sturrock, David T. 2011. "Tips for Successful Practice of Simulation." In *Proceedings of the 2011 Winter Simulation Conference (WSC)*, 1415–1422. IEEE. doi:10.1109/WSC.2011.6147861.  
<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6147861>.

Tako, Antuela A. 2011. "Model Development in Discrete-event Simulation: Insights from Six Expert Modelers." In *Proceedings of the 2011 Winter Simulation Conference (WSC)*, 3923–3934. IEEE.  
doi:10.1109/WSC.2011.6148083.  
<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6148083>.

Tenhiälä, Antti. 2011. "Contingency Theory of Capacity Planning: The Link Between Process Types and Planning Methods." *Journal of Operations Management* 29 (1-2) (January): 65–77.  
doi:10.1016/j.jom.2010.05.003. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0272696310000446>.

Timothy M. Young, and Paul M. Winistorfer. 2001. "The Effects of Autocorrelation on Real-time Statistical Process Control with Solutions for Forest Products Manufacturers." *Forest Products Journal* 51 (11/12): 70–77.

Tsoukatos, Konstantinos P., and Armand M. Makowski. 2008. "Power-law Vs Exponential Queueing in a Network Traffic Model." *Performance Evaluation* 65 (1) (January): 32–50.  
doi:10.1016/j.peva.2007.02.003. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0166531607000272>.

Vanmarcke, E. 1983. *Random Fields*. Cambridge, Massachusetts, USA: The MIT Press.

Vidalis, M.I., C.T. Papadopoulos, and C. Heavey. 2005. "On the Workload and 'phaseload' Allocation Problems of Short Reliable Production Lines with Finite Buffers." *Computers & Industrial Engineering* 48 (4) (June): 825–837. doi:10.1016/j.cie.2004.12.011.  
<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360835204001949>.

Wang, W, and R J Brooks. 2007. "Improving the Understanding of Conceptual Modelling." *Journal of Simulation* 1 (3) (August): 153–158. doi:10.1057/palgrave.jos.4250024. <http://www.palgrave-journals.com/doi/10.1057/palgrave.jos.4250024>.

Ward, S. C. 1989. "Arguments for Constructively Simple Models." *Journal of the Operational Research Society* 40 (2) (February): 141–153. doi:10.1057/jors.1989.19. <http://www.palgrave-journals.com/doi/10.1057/jors.1989.19>.

Watson, K, J Blackstone, and S Gardiner. 2007. "The Evolution of a Management Philosophy: The Theory of Constraints." *Journal of Operations Management* 25 (2) (March): 387–402.  
doi:10.1016/j.jom.2006.04.004. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0272696306000337>.



- Williams, Edward J., and Onur M. Ülgen. 2012. "Simulation Applications in the Automotive Industry." In *Use Cases of Discrete Event Simulation2*, 45–58. Springer.
- Yamamoto, Hidehiko, Jaber Abu Qudeiri, and Etsuo Marui. 2008. "Definition of FTL with Bypass Lines and Its Simulator for Buffer Size Decision." *International Journal of Production Economics* 112 (1) (March): 18–25. doi:10.1016/j.ijpe.2007.03.007. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0925527307001235>.
- Yuzukirmizi, Mustafa, and J. MacGregor Smith. 2008. "Optimal Buffer Allocation in Finite Closed Networks with Multiple Servers." *Computers & Operations Research* 35 (8) (August): 2579–2598. doi:10.1016/j.cor.2006.12.008. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0305054806003091>.
- Zequeira, Romulo I., Jose E. Valdes, and Christophe Berenguer. 2008. "Optimal Buffer Inventory and Opportunistic Preventive Maintenance Under Random Production Capacity Availability." *International Journal of Production Economics* 111 (2) (February): 686–696. doi:10.1016/j.ijpe.2007.02.037. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0925527307001557>.

## ÍNDICE DE TABLAS

---

Tabla 1. Comparación de fases de un proyecto de simulación entre autores.	40
Tabla 2. Factores que influyen en el éxito de un proyecto de simulación según McHaney et al. (2002).	44
Tabla 3. Efecto de la autocorrelación sobre indicadores de rendimiento de un proceso productivo (Altiok and Melamed 2001).	57
Tabla 4. Enfoque PPR para la identificación de fuentes de variabilidad y principales inductores de variabilidad en una línea de fabricación.	71
Tabla 5. Escalas temporales de variación de un proceso.	72
Tabla 6. Sesgo relativo en la estimación de la media y desviación del modelo ARTA con respecto a la muestra para la distribución $\log N(2,5, 0,5)$ . 200 réplicas del experimento.	86
Tabla 7. Sesgo relativo en la estimación de la media y desviación del modelo ARTA con respecto a la muestra para la distribución exponencial.	86
Tabla 8. Sesgo relativo en la estimación de los parámetros del proceso ARTA para la distribución $\log N(2,5, 0,5)$ . 200 réplicas del experimento.	88
Tabla 9. Sesgo relativo en la estimación de los parámetros del proceso ARTA para la distribución $EXP(1)$ . 200 réplicas del experimento.	88
Tabla 10. Análisis de la varianza para los factores del experimento y sus interacciones.	93
Tabla 11. Efectos principales e interacciones para el efecto de la capacidad de buffers da la línea (B), número de máquinas (N) y parámetros $\phi_1$ y $\phi_2$ del proceso ARTA.	95
Tabla 12. Análisis de la varianza para los factores ubicación de buffers y sus interacciones.	99
Tabla 13. Ubicaciones óptimas de buffer para una línea de 5 máquinas sin autocorrelación en tiempos de ciclo.	106
Tabla 14. Ubicaciones óptimas de buffer para una línea de 5 máquinas con igual autocorrelación positiva.	107
Tabla 15. Ubicaciones óptimas de buffer para una línea de 5 máquinas con igual autocorrelación negativa.	108
Tabla 16. Ubicaciones óptimas de buffer para una línea de 5 máquinas con autocorrelación positiva en las dos primeras máquinas y negativa en las dos últimas.	109
Tabla 17. Ubicaciones óptimas de buffer para una línea de 5 máquinas con autocorrelación positiva en los extremos y negativa en el centro.	110
Tabla 18. Matriz de % medio de coincidencia entre las soluciones óptimas para los distintos escenarios de autocorrelación.	111

Tabla 19. Rendimiento de la línea en serie de 3 máquinas en función de $\beta$ y $\sigma\delta$ (intervalos de confianza del 95%).....	121
Tabla 20. Rendimiento de la línea de ensamblaje de 3 máquinas en función de $\beta$ y $\sigma\delta$ (intervalos de confianza del 95%). .....	123
Tabla 21. Parámetros ajustados por regresión para el modelo de tiempo de ciclo de labrado.....	144
Tabla 22. Medias, desviaciones y coeficiente de autocorrelación de 1er orden para los parámetros característicos del proceso.....	148
Tabla 23. Componentes principales para los parámetros del proceso. ....	149
Tabla 24. Modelos AR(1) para los componentes principales.....	150
Tabla 25. Resultados de ajuste del modelo para contraste de H1 y H2. ....	155
Tabla 26. Comparación entre medias y desviaciones de los parámetros del proceso para los 3 modelos desarrollados y la planta real. ....	160
Tabla 27. Componentes principales y autocorrelación de las series estandarizadas de parámetros de la planta real frente a los modelos de simulación. ....	162
Tabla 28. Ocupación de recursos, buffers y bloqueo de elementos. ....	164
Tabla 29. Valor-p del test para diferencia de medias y varianzas entre M1 y M2 de las ocupaciones. ....	165
Tabla 30. Valor-p del test para diferencia de medias y varianzas entre M1 y M2 de las ocupaciones de buffer y bloqueo del carro 3. ....	165
Tabla 31. Ocupación de recursos, buffers y bloqueo de elementos para el nuevo <i>layout</i> y p-valor de la hipótesis nula de que el nuevo <i>layout</i> no proporciona mejora.....	170

## ÍNDICE DE FIGURAS

---

Figura 1. Modelo genérico de una línea de producción con buffers intermedios. ....	23
Figura 2. Modelo de línea en serie adoptado para el estudio de los efectos de autocorrelación. ....	91
Figura 3. Gráfica de efectos de la ubicación de 1 buffer en el rendimiento para los casos de igual autocorrelación en todas las máquinas de la línea. El nombre de las series codifica el parámetro $\phi_1$ de cada una de las máquinas de la línea separadas por guiones bajos y las categorías de columnas codifican la capacidad de cada uno de los buffers intermedios separados por guiones bajos. ....	100
Figura 4. Gráfica de efectos de la ubicación de 2 buffer en el rendimiento para los casos de igual autocorrelación en todas las máquinas de la línea. ....	101
Figura 5. Gráfica de efectos de la ubicación de 2 buffer en el rendimiento para los casos de igual autocorrelación en todas las máquinas de la línea. ....	103
Figura 6. Gráfica de efectos de la ubicación de 2 buffer en el rendimiento para los casos de igual autocorrelación en todas las máquinas de la línea. ....	103
Figura 7. Gráfica de efectos de la ubicación de 2 buffer en el rendimiento para los casos de igual autocorrelación en todas las máquinas de la línea. ....	104
Figura 8. Gráfica de efectos de la ubicación de 2 buffer en el rendimiento para los casos de igual autocorrelación en todas las máquinas de la línea. ....	104
Figura 9. Diagrama del modelo de línea CONWIP adoptado. ....	113
Figura 10. Gráfica de rendimiento y trabajo en curso (WIP) de una línea CONWIP con buffers de capacidad 1. ....	114
Figura 11. Gráfica de rendimiento y trabajo en curso (WIP) de una línea CONWIP con buffers de capacidad 2. ....	115
Figura 12. Ejemplo de serie temporal de tiempos de ciclo para un modelo con variabilidad en dos escalas temporales. ....	118
Figura 13. Modelo Quest de línea en serie de 3 máquinas. ....	120
Figura 14. Rendimiento de la línea en serie de 3 máquinas en función de $\beta$ y $\sigma\delta$ . ....	122
Figura 15. Modelo Quest de línea de ensamblaje de 3 máquinas (2-1). ....	122
Figura 16. Rendimiento de la línea de ensamblaje de 3 máquinas en función de $\beta$ y $\sigma\delta$ . ....	123
Figura 17. Operación de Extracción en Cantera. ....	130
Figura 18. Operaciones de Corte y Entrada de Rachones en la Nave de Serrado. ....	130
Figura 19. Operaciones de Serrado Longitudinal y Transversal de los Rachones para la obtención de Bloques. ....	131

Figura 20. Captura de un modelo de Simulación preliminar de la operación de Labrado junto con la operación real. ....	131
Figura 21. Captura de un modelo de Simulación preliminar de la operación de Labrado junto con la operación real. ....	132
Figura 22. Mesas de Salida de un Puesto de Labrado: Láminas “Cuadradas” a la izquierda (32×22); Lotes de “Puntas” en el centro (30×20) y a la derecha (27×18). ....	132
Figura 23. Operación de Reparto de Lotes procedentes del Labrado a las correspondientes Máquinas de Corte. A la derecha, buffers de conexión. ....	133
Figura 24. Tareas de Clasificación (Control de Calidad), Recuento y Embalaje. ....	134
Figura 25. Diagrama de proceso. ....	137
Figura 26. Ejemplo de una tabla de datos de tiempos de un labrador. ....	142
Figura 27. Tiempos de ciclo y tasa de producción en función del número de partes tareadas de un bloque y del porcentaje de deshechos de acuerdo modelo de tiempos de ciclo de labrado. ....	145
Figura 28. Varianza frente a escala temporal de agregación para la componente principal 1 en escala logarítmica y cuantiles de la distribución de varianzas asumiendo un modelo AR(1) (generados por simulación mediante una muestra de 10.000 valores). ....	152
Figura 29. Comparación entre los buffers acumulados previos a corte y previos a clasificación de M1 y M2. ....	166
Figura 30. Comparación entre la ocupación de labrado y clasificación de M1 y M2. ....	167
Figura 31. Comparación entre la ocupación de los carros de M1 y M2. ....	167
Figura 32. Modelo para el <i>layout</i> original de la planta. ....	169
Figura 33. Modelo para el nuevo <i>layout</i> propuesto de la planta. ....	169
Figura 34. Comparación entre la ocupación media de los buffers previos a corte y a clasificación con el <i>layout</i> inicial (M2) y el nuevo <i>layout</i> (NL). ....	172
Figura 35. Ocupación media de los labradores, máquinas de corte y clasificadores con el nuevo <i>layout</i> (NL). ....	173